



TITLE:

限定観測情報を用いた建築構造物 損傷検出のためのシステム同定理 論(Dissertation_全文)

AUTHOR(S):

中村, 充

CITATION:

中村, 充. 限定観測情報を用いた建築構造物損傷検出のためのシステム
同定理論. 京都大学, 2001, 博士(工学)

ISSUE DATE:

2001-03-23

URL:

<https://doi.org/10.11501/3183547>

RIGHT:

限定観測情報を用いた
建築構造物損傷検出のためのシステム同定理論

2000 年 11 月

中 村 充

目次

1 章 序章

1. 1 構造物損傷検出に関する研究の背景ならびに既往研究の概観	1
1. 2 本研究の目的と位置付け	4
1. 3 本論文の構成と概要	5
1. 4 発表論文リスト	7
1 章の参考文献	8

2 章 微動測定に基づく地震被災鉄骨建物の動特性変化の評価

2. 1 序	10
2. 2 層動特性評価手法	12
2. 3 鉄骨 7 階建ビルにおける実測例（建物 A）	
2. 3. 1 建物の被害と補修	14
2. 3. 2 常時微動測定概要と全体的な動特性の補修前後における比較	16
2. 3. 3 補修前後の層動特性比較	18
2. 3. 4 評価手法上の問題点	21
2. 4 1 2 階建て複合ビルにおける実測例（建物 B）	
2. 4. 1 建物の被害と補修	23
2. 4. 2 常時微動測定概要と全体的な動特性の補修前後における比較	24
2. 4. 3 補修前後の層動特性比較	26
2. 4. 4 評価手法上の問題点	28
2. 5 まとめ	30
2 章の参考文献	32

3章 ニューラルネットワークを用いた損傷検出手法

3.1	序	34
3.2	手法の概要	36
3.3	ニューラルネットワークの構造	37
3.4	ニューラルネットワークの学習	40
3.5	線形系モデルによる数値シミュレーション	
3.5.1	シミュレーションモデル	43
3.5.2	ネットワークの学習	43
3.5.3	学習済みネットワークによる損傷検出	48
3.6	非線形系モデルによる数値シミュレーション	
3.6.1	シミュレーションモデル	50
3.6.2	ネットワークの学習	51
3.6.3	学習済みネットワークによる損傷検出	53
3.7	観測ノイズに対する手法の適用性に関する検討	
3.7.1	ネットワークの学習時におけるノイズ	55
3.7.2	損傷検出時におけるノイズ	59
3.8	地震被害を受けた実構造物への適用例	
3.8.1	被害建物	61
3.8.2	損傷前（補修後）のデータによるネットワークの学習	61
3.8.3	損傷後（補修前）のデータによる損傷検出	61
3.8.4	ネットワーク出力誤差と損傷程度の関係	63
3.9	まとめ	65
	3章の参考文献	66

4章 限定された観測情報に基づく建築物の剛性と減衰の同時同定

4.1	序	67
4.2	層剛性、減衰の同定手法	
4.2.1	同定対象となるシステム	68

4. 2. 2	層剛性ならびに履歴減衰定数の同定	69
4. 2. 3	粘性減衰係数の同定	72
4. 3	数値シミュレーションによる同定手法の検証	
4. 3. 1	シミュレーションモデル	74
4. 3. 2	層剛性の同定	76
4. 3. 3	履歴減衰定数の同定	77
4. 3. 4	粘性減衰係数の同定	79
4. 4	免震建物における観測結果に対する検討	
4. 4. 1	免震建物における地震観測	81
4. 4. 2	モーダルパラメータ同定手法による免震層パラメータの同定	82
4. 4. 3	提案手法による層剛性の同定	88
4. 4. 4	減衰の同定	90
4. 4. 5	既往の同定手法に対する提案同定手法の利点	91
4. 5	まとめ	93
4	章の参考文献	94
5	章 まとめ	96

1 章 序章

1.1 構造物損傷検出に関する研究の背景ならびに既往研究の概観

2000 年 6 月、新しい建築基準法が施行に移された。この改正の骨子の一つが「性能設計」の導入である。性能設計に基づく構造設計では、建築物はその重要度によってランク分けされ、ランクごとに入力地震動の大きさによる被害程度の予測が行われる。すなわち、構造物の設計時点で、建築物の耐震性能を明確にし、入力地震動の大きさによっては損傷を被ることを事前に宣言することを意味している。この点で、新建築基準法は従来の建築基準法とは根本的に異なる思想に立脚しているといえる。

従来の建築基準法では、「基準法にのっとって設計された建物は地震でも被害を受けない」という漠然とした認識が設計する側にも建物を発注する側にもあったように思われる。そのような認識を根底から覆したのが、1994 年・1995 年と立て続けに大都市を直撃した 2 つの地震、すなわち、ノースリッジ地震と兵庫県南部地震であった。これら 2 つの地震では、数多くの建物がさまざまなレベルの被害を受け、建築設計の専門家のみならず一般人にも大きな衝撃を与えた。「建物は地震で被害を受けることもありうる」という新たな認識が、建物の損傷を検出評価したりあるいはその健全性を監視したりといった、いわゆるヘルスマonitoring ([Housner et al. 1997], [山本 1999], [Fu-Kuo Chang 1999] など) と呼ばれる分野の必要性に新たな視線を向けさせる契機となったのである。例えば、これら 2 つの地震における鉄骨造建物被害では、構造被害が内装材等に隠されて被害状況を把握することに困難を生じた点が問題とされ、損傷検出手法の必要性が指摘されている。([建築学会 1995], [中島 1994], [中島 1995] など)

ヘルスマonitoring と呼ばれる分野に注目が集まるようになったもう一つの理由は、建物を含むシビルインフラストラクチャの老朽化である [山本 1999]。コンクリートや鉄で構築されたいわゆるエンジニアリングストラクチャの蓄積という点で、日本と比較して数十年先行しているアメリカでは、インフラストラクチャの老朽化に対する構造物の健全性監視の必要性が、10 年ほど前から盛んに取り上げられるようになってきている。([Yao et al. 1994], [James et al. 1994], [Doebling et al. 1996] など) 日本でも、ここ数年の間に、トンネルや鉄道高架橋における劣化に伴うコンクリートの剥落が大きな問題として取り上げられるなど、社会全体が構造物の健全性監視の必要性に注目し始めている。

各種構造物の故障診断技術に関しては、機械・製造・原子力プラントや航空機・宇宙構造物の分野ではこれまでも盛んに研究が行われてきているが、建築構造においては、その物理的巨大さと、原則的に単品設計・単品生産であるという特殊性が障害となり、この研究分野への取り組みが遅れていたものである。しかしながら、これらの社会的背景を受けて、この分野の研究にも徐々に手がつけられ始めている。([小谷, 他 1999] など)

さて、損傷検出を主体とするヘルスマニタリングは4つのレベル、すなわち、(i)損傷があるかないかを検出、(ii)損傷がどこにあるかを検出、(iii)損傷の程度を検出、(iv)構造の残存性能を評価する、という段階に分かれる[Doebbling et al. 1996]。さらに、(ii)は、グローバル検出とローカル検出という考え方に分かれる。つまり、構造物の損傷を、損傷部材を含むある構造範囲として特定するのがグローバル検出であり、これに対して、部材の具体的な損傷位置まで特定するのがローカル検出である。なお、既往の研究においては、(i)をグローバル検出、(ii)をローカル検出と称している場合もある[近藤, 他 1995]が、本論文では、さらに細かく議論を展開するため、前述のとおり定義するものとする。

ローカル検出を行うためには、損傷を受ける可能性が高いと思われる位置にセンサーを事前に取り付けておく必要がある。例えば、歪みゲージのようなセンサーを用いて、特定部位の歪みが許容量を超えていないかどうか検出する必要がある。プラントにおける特定の機械や、航空機のエンジンのように、損傷を受ける可能性が高い、あるいは損傷を受けては困る部位の特定がある程度可能な場合、集中的にセンサーを配置することでローカル検出が可能となる。しかしながら、建築物においては、その物理的的巨大さと損傷を受ける位置の事前予測の難しさから損傷のローカル検出を現実的に行うのは困難を伴う。

一方、グローバル検出では損傷位置そのものは特定できないものの、ある程度の範囲での、例えば層単位での損傷位置の特定が可能である。グローバル検出結果が得られれば、地震直後等に建物全体の被害程度を概略把握し、避難の必要性を判断する際などに極めて重要な情報を提供できる可能性がある。また、前述したような鉄骨造被害における損傷位置検出において、無駄な作業を削減し合理化を図ることが可能となる。

グローバル検出を行う手法にはさまざまなものが考えられるが、現時点で、もっとも汎用性と信頼性が高いと考えられるのは、建物の振動特性をセンサーにより測定し、その結果に基づいて評価を行う方法である。すなわち、システム同定と呼ばれる技術を利用するものである。損傷検出に関する既往の研究では、振動特性を通じた同定手法に関する研究が最も多く見られる。

例えば、Agbabian ら[Agbabian et al. 1991]は時刻歴上で直接剛性・減衰等の構造パラメータを同定し、その変化を見ることで損傷検出を試みている。Liu ら[Liu et al. 1995]は固有振動数やモード形状といったモード特性をもとにトラス状構造物の損傷検出を行う手法を提案している。また、濱本ら[濱本, 他 1992]はARMA モデルを応用して損傷検出を行う方法を提案し、さらに振動台実験によりその手法の有効性を確認[近藤, 他 1995]している。さらに、Masri ら[Masri et al. 1996]はニューラルネットワークを応用した構造物の損傷検出手法を提案しており、曾根ら[曾根, 他 1995]は構造物が損傷を受けた

ときに生じる時刻歴上の不連続な特性変化をウェーブレット変換を用いて検出する手法を提案するなど新しい試みも行われている。

これら従来の研究は、実際に手法を検証する実構造物における測定例が事実上皆無であったことから、いずれも数値シミュレーションによる解析的検討もしくは模型実験が中心であった。すなわち、ある意味で現実性を欠いた基礎的研究が中心であったといえる。

一方、兵庫県南部地震を契機に、構造物が地震による被害を被った際にどの程度動特性に影響を受けるのかを、実際の被害建物で定量的に評価した例が少数ではあるが報告されている。

例えば、鈴木ら[鈴木, 他 1996]は複数の被災建物において復旧前後の常時微動測定に基づき固有周期等の変化について調査している。奥田ら[奥田, 他 1996]は被災建物の補修前後の常時微動測定による固有周期変化について報告しており、松岡ら[松岡, 他 1996]は同じ建物において過去の地震と兵庫県南部地震の余震間での固有周期変化について報告している。また、直接被災前後を比較したものではないが、横田ら[横田, 他 1995]は被災建物の固有周期を既往の実験結果等から推定した値と比較し、被災による固有周期の伸びについて検討している。さらに、被害を被った建物ではないが、兵庫県南部地震における大阪地区での高層ビルに関する報告として、沢井[沢井, 他 1995]、此上[此上, 他 1995]、高崎[高崎, 他 1995]らがそれぞれ異なる高層建物に関して、微動計測、地震観測等に基づき兵庫県南部地震前後の固有周期の変動について報告している。

これらの報告では、構造物の損傷は固有周期の顕著な増加という形で現れることが明らかにされ、また、構造体そのものに被害がなくとも2次部材等の影響により固有周期のわずかな増加が見られることもある、ということが指摘されている。前述のヘルスマonitoringの4段階の内、(i)の「損傷があるかないかを検出」する手法に関しては、建物の固有周期を測定する手法が有効であると考えられる。この点で、大地震を経験したこれらの具体的構造物における実測例は、極めて貴重な知見を与えてくれるものである。

しかしながら、これら既往の実測結果では、固有周期の変化を主体とした構造物全体の平均的な動特性変化の評価がなされているに過ぎず、層単位での損傷評価はなされていない。このため、グローバル検出を対象とした損傷検出手法に関する研究に対しては、残念ながら十分な知見を提供しているとは言えない。さらに、前述のヘルスマonitoringの4つの段階の内、「(iii)損傷の程度を検出」する研究に際しては、被害の程度と動特性の変化を関連付ける具体的裏付けが必要となる。すなわち、既往の実測から得られる固有値情報では、前述したような先駆的研究における数値シミュレーションの前提条件、つまりシミュレーションの際仮定された損傷に伴う層剛性低下率が妥当なものであるかを議論するには不十分なのである。

このように、この分野の研究に関わる現状を概観すると、まず損傷に伴う具体的な動特性変化を明らかにする必要性が認められる。特に、損傷程度まで含めたグローバル検出手法の検証を行うためには、損傷に伴う層単位の動特性変化を明らかにする必要がある。さらに、損傷検出手法の研究に際しては、現実的な層単位の動特性変化を踏まえて手法を検証する必要がある。また、具体的な手法の実現に向けて、コスト面での不合理性等を解決する手法を提案する必要がある。

次節では、これら既往研究の現状と研究に対する必要性を踏まえて構築された本研究の目的と位置付けについて述べる。

1.2 本研究の目的と位置付け

本研究は、主に建築構造物を対象として、その振動測定結果に基づきグローバルな損傷検出を行う手法に関する研究を目的とする。すなわち、ある程度の部位を絞り込んで損傷同定を行うこと、具体的には層単位での損傷検出を目的とした手法の提案を行う。この際、損傷の程度までをある程度評価することのできる手法を提案する。

図 1.1 は、ヘルスモニタリングならびにシステム同定における本研究の位置づけを模式化して示したものである。

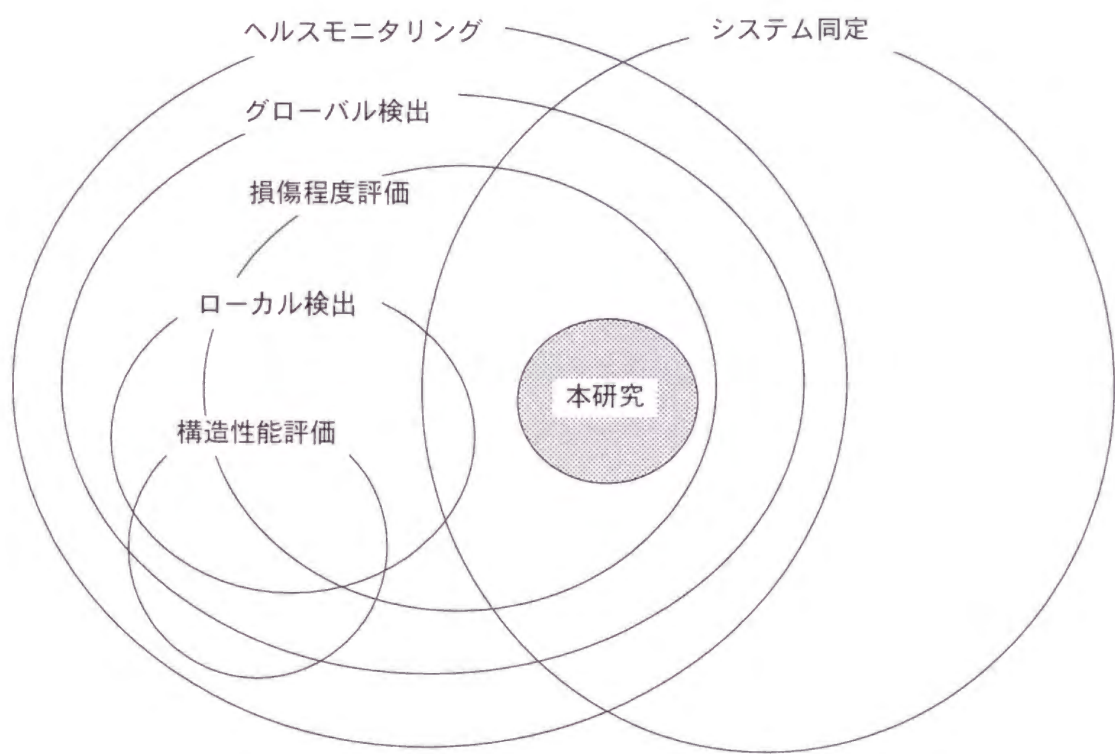


図 1.1 本研究とヘルスモニタリング、システム同定との関連

具体的な手法の提案に先立って、実際に地震で被災した建物における振動測定を通じて、損傷に伴う動特性の変化を明らかにしている。これは、既往の研究で欠落していた、損傷と動特性の具体的な関係を明らかにすることを図ったものである。

次に、検出の簡便性と高精度化を特徴とした、ニューラルネットワークを応用した新しい損傷検出手法を提案している。さらに、前述の被災建物における実測結果を用いて、ニューラルネットワークを用いた提案手法の検証を行い、手法が現実問題に適用可能であることを確認している。検出手法の簡便化は、現実性を考慮する際に重要な要因となり得る。また、現実の測定例を用いて手法の検証を行うことで、今までの研究例では明確ではなかった手法の損傷検出精度を具体的に提示することを実現している。

さらに、検出手法を現実のアプリケーションに移す際に障害となり得るコスト面での課題を解決する方法として、より限定された測定情報のみで構造特性の同定が可能となる手法の提案を新たに行っている。すなわち、限られた数のセンサー情報から特定構造範囲の動特性を的確に捉えられる新たな手法を提案し、数値シミュレーション並びに実建物における観測結果を用いて手法の検証を行っている。

従来、現実的具体性がないまま行われてきたこの分野の研究は、前節で述べたような背景を受けて、より具体性、現実性を求めて明確に方向づけられるべき時期にさしかかっている。本研究では、既往の同分野の研究現状とそこに見られる新たな研究の必要性を鑑み、より具体性、現実性を意識した上でその方向付けがなされているものである。

1.3 本論文の構成と概要

本論文は5章から構成され、各章においてそれぞれ以下のような研究成果について述べている。

1章では、ヘルスマニタリングあるいは構造物の損傷検出に関する研究分野の背景と既往の研究について概観し、本研究の目的と位置付けを明らかにすると共に、本論文の構成について述べている。

2章では、1995年兵庫県南部地震において被災した2つの鉄骨造建物について、被害補修前後における常時微動測定を実施し、その結果から地震被害により建物動特性がどのように変化するかを明らかにしている。まず、固有振動数や減衰定数、モード形状といったモード特性がどのように変化するかを把握し、損傷が全体動特性に及ぼす影響について明らかにしている。さらに、全層同時に実施した常時微動測定結果をもとに各層ごとの層剛性の変化を評価し、層ごとの被害程度と層剛性変化の対応関係について明らかにしている。実被災構造物において、全層同時計測に基づき層単位の剛性変化を同定した研究例は今まで皆無であり、この点が本研究の独自性を示す一つの特徴となっている。

3章では、2章に示されるような典型的な構造損傷を検出する事を目的として、ニューラルネット

ワークを応用した新たな手法について提案している。この手法は、健全な状態の建物の微動応答に基づき、層単位で構成したニューラルネットワークに層間変位・層間速度と層復元力の入出力関係を学習させ、学習済みのネットワークにより層損傷の有無と程度を検出しようというものである。この手法は、構造物を事前にモデル化するための先見情報を必要としないという点で、既往の研究にはない特徴を有するものである。また、ニューラルネットワークの出力と現実の建物の応答との差のみを監視することで損傷の有無を検出できるという特徴を有しており、現実問題への適用に際しての簡便性を特徴とする手法となっている。提案手法の有効性を実証するために、まず、数値シミュレーションを行い、手法が実用的な検出能力を有することを示している。さらに、提案手法を、2章に示した実被災構造物における微動測定結果に適用し、提案手法により層損傷の存在が検出可能であることを示し、提案手法が現実の問題に対して適用可能であることを示した。

4章では、より限定された条件での観測結果のみから層剛性ならびに減衰定数を同定する方法を提案している。具体的には、同定対象層の直上と直下の階の加速度記録のみから、当該層の層剛性、粘性減衰係数、履歴減衰定数を定量的に同時同定可能とする手法である。すなわち、この手法では、2章・3章で展開した手法では必須であった全層の同時測定を必要としない。さらに、同定計算が基本的にフーリエ変換のみにより評価可能で、複雑な繰り返し計算等を必要としないという簡便性を持ち合わせている。これらの特徴により、提案手法は、現実の問題すなわち損傷検出等に適用される際にコスト面で極めて有効な手段となり得る。さらに、既往のシステム同定手法では必ずしも保証されていない同定結果の唯一性を、この手法では保証していることも特徴となっている。まず、数値シミュレーションを通じて手法の検討をおこない、手法の妥当性について示した。さらに、提案手法を実建物における観測結果に適用し、提案手法の現実問題に対する適用可能性を示した。

5章では、本研究で得られた結論の総括をおこなっている。

1.4 発表論文リスト

主著論文（発表年代順）

- (1) 中村充, Sami F. MASRI : ニューラルネットワークを用いた損傷検出に関する研究, 構造工学論文集, Vol.43B, pp.531-539, 1997.3
- (2) Mitsuru Nakamura, Sami F. Masri, Anastassios G. Chassiakos and Thomas K. Caughey : A Method for Non-Parametric Damage Detection through the Use of Neural Networks, Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Vol.27, pp.997-1010, 1998.
- (3) 中村充, 安井譲 : 微動測定に基づく地震被災鉄骨建物の層損傷評価, 日本建築学会構造系論文集, 第 517 号, pp.61-68, 1999.3
- (4) 中村充, 竹脇出, 安井譲, 上谷宏二 : 限定された地震観測記録を用いた建築物の剛性と減衰の同時同定, 日本建築学会構造系論文集, 第 528 号, pp.75-82, 2000.2

共著論文

- (1) S. F. Masri, M. Nakamura, A. G. Chassiakos, and T. K. Caughey : A Neural Network Approach to the Detection of Changes in Structural Parameters, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol. 122, No. 4, pp. 350-360, 1996.
- (2) 竹脇出, 中村充, 安井譲, 上谷宏二 : 1 次元せん断棒有限要素モデルと限定された観測地震動を用いたシステム同定, 構造工学論文集, Vol.46B, pp.453-461, 2000.3

研究発表（大会梗概）

- (1) 中村充, 安井譲 : 兵庫県南部地震における被災鉄骨建物の動特性について－被害補修前後の常時微動測定結果から－, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.553-554, 1996.
- (2) 中村充, 安井譲, 金子正孝, 竹脇出, 榊井健, 上谷宏二 : 京都市内に位置する免震建物における地震観測, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.565-566, 1997.
- (3) 中村充, 安井譲, 竹脇出, 上谷宏二 : 地震観測に基づく免震建物動特性の振幅依存性評価, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.707-708, 1998.
- (4) 中村充, 安井譲, 竹脇出, 上谷宏二 : 限定された地震観測に基づく建物層剛性同定手法に関する研究, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.397-398, 1999.

1 章の参考文献

- 1) Agbalian, M.S., Masri, S. F. et al. (1991): System Identification Approach to Detection of Structural Changes, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol.117, No.2, pp.370-390.
- 2) Doebling, S.W., C.R. Farrar, M.B. Prime and D.W. Shevitz (1996) : Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems from Changes in Their Vibration Characteristics: A Literature Review, Los Alamos National Laboratory Report LA-13070-MS
- 3) Fu-Kuo Chang (Ed.) (1999): Structural Health Monitoring 2000, Technomic Publishing
- 4) Housner, G.W., et al. (1997): Structural Control: Past, Present, and Future, Journal of Engineering Mechanics, Vol.123, No.9
- 5) James, George et al. (1994): Damage Detection and Health Monitoring of Operational Structures, Adaptive Structures and Composite Materials ASME, pp.371-380.
- 6) Liu, Pei-Ling (1995): Identification and Damage Detection of Trusses Using Modal Data, Journal of Structural Engineering, ASCE, Vol.121, No.4, pp.599-608.
- 7) Masri, S. F., Nakamura, M., Chassiakos, A. G. and Caughey, T. K. (1996): A Neural Network Approach to the Detection of Changes in Structural Parameters, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol. 122, No. 4, pp. 350-360.
- 8) Yao, J.T.P. and Natke, H.G. (1994): Damage Detection and Reliability Evaluation of Existing Structures, Structural Safety, 15, pp.3-16.
- 9) 奥田賢持, 赤木久眞, 他 (1996) : 兵庫県南部地震におけるN T T建物の地震記録について (その3) , 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.547-548.
- 10) 小谷俊介, 他 (1999) : 高知能建築構造システムに関する日米共同構造実験研究(その1)~(その7) , 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2、 pp.519-532
- 11) 建築学会近畿支部鉄骨構造部会編 (1995) : 1995 年兵庫県南部地震鉄骨造建物被害調査報告書, 建築学会近畿支部鉄骨構造部会.
- 12) 此上典文, 野畑有秀, 他 (1995) : 兵庫県南部地震における鉄骨造高層建物の地震応答, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.439-440.
- 13) 近藤一平, 濱本卓司 (1995): 振動台実験のランダム応答データを用いた多層建築物の損傷検出, 日本建築学会構造系論文集, 第 473 号, pp.67-74.
- 14) 沢井布兆, 横山浩明, 他 (1995): 兵庫県南部地震における高見フローラル超高層R C造集合住宅の検証 (2) 地震観測の概要および観測記録 I , 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.431-432.

- 15) 鈴木敏夫, 寺岡勝, 他 (1996): 常時微動を利用した被災建物の復旧工事前後の振動性状調査, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.57-58.
- 16) 曾根彰, 山本鎮男, 増田新, 中岡明, 芦野隆一 (1995): 強震記録のウェーブレット解析による履歴復元力特性を有する建築物の累積損傷の推定, 日本建築学会構造系論文集, 第 476 号, pp.67-74.
- 17) 高崎芳夫, 平澤光春, 他 (1995): 高層建物での兵庫県南部地震の観測結果と固有周期の変動, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.441-442.
- 18) 中島正愛 (1994): ノースリッジ地震に見る鉄骨接合部の被害, 建築技術, 1994.9, pp.66-73.
- 19) 中島正愛 (1995): 米国ノースリッジ地震と兵庫県南部地震からみる被害の特徴と相違点, G B R C, Vol.20, No.3 1995.7, pp.4-15.
- 20) 濱本卓司, 近藤一平 (1992): 既存構造物の全体損傷の同定に関して, 構造工学論文集, Vol. 38B, pp.177-188.
- 21) 松岡昌志, 翠川三郎, 他 (1996): 兵庫県南部地震における N T T 建物の地震記録について (その 4), 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.549-550.
- 22) 山本鎮男編著 (1999): ヘルスモニタリングー機械・プラント・建築・土木構造物・医療の健全性監視ー, 共立出版
- 23) 横田治彦, 田村和夫, 他 (1995): 1995 年兵庫県南部地震における S R C 造被災建物の動特性 (その 1: 被災状況と地盤・建物の卓越振動数), 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.71-72.

2 章 微動測定に基づく地震被災鉄骨建物の動特性変化の評価

2.1 序

各種構造物の故障診断技術に関しては、機械・製造プラントや航空機・宇宙構造物の分野で盛んに研究が行われているが、建築構造に関わる損傷検出技術、いわゆるヘルスマニタリングに関しても、近年、研究が行われるようになりつつある。（例えば[Yao et al. 1994], [James et al. 1994]など）

建築構造物がその生涯で被るもっとも典型的な損傷としてまず考えられるのは地震による構造被害である。ノースリッジ地震や兵庫県南部地震では数多くの建物が様々なレベルの被害を受けた。なかでも鉄骨造建物における被害では、構造被害が内装材等に隠されて被害状況を把握することに困難を生じた点が問題とされ、損傷検出手法の必要性が指摘されている。（例えば[建築学会 1995], [中島 1994], [中島 1995]など）

地震等による構造物の損傷を振動計測結果から評価する手法に関しては多数の研究が行われている。例えば、Agbabian ら[Agbabian et al. 1991]は時刻歴上で直接剛性・減衰等の構造パラメータを同定し、その変化を見ることで被害検出を試みている。Liu ら[Liu et al. 1995]は固有振動数やモード形状といったモード特性をもとにトラス状構造物の被害検出を行う手法を提案している。また、濱本ら[濱本, 他 1992]は ARMA モデルを応用して損傷検出を行う方法を提案し、さらに振動台実験によりその手法の有効性を確認している[近藤, 他 1995]。さらに、Masri ら[Masri et al. 1996]はニューラルネットワークを応用した構造物の損傷検出手法を提案しており、曾根ら[曾根, 他 1995]は構造物が被害を受けたときに生じる時刻歴上の不連続な特性変化をウェーブレット変換を用いて検出する手法を提案するなど新しい試みも行われている。

これら従来の研究は、実際に手法を検証する実構造物における測定例が事実上皆無であったことから、いずれも数値シミュレーションによる解析的検討もしくは模型実験が中心であった。

一方、兵庫県南部地震を契機に、構造物が地震による被害を被った際にどの程度動特性に影響を受けるのかを、実際の被害建物で定量的に評価した例が少数ではあるが報告されている。

例えば、鈴木ら[鈴木, 他 1996]は複数の被災建物において復旧前後の常時微動測定に基づき固有周期等の変化について調査している。奥田ら[奥田, 他 1996]は被災建物の補修前後の常時微動測定による固有周期変化について報告しており、松岡ら[松岡, 他 1996]は同じ建物において過去の地震と兵庫県南部地震の余震間での固有周期変化について報告している。また、直接被災前後を比較したものではないが、横田ら[横田, 他 1995]は被災建物の固有周期を既往の実験結果等から推定した値と比較し、被災による固有周期の伸びについて検討している。さらに、被害を被った建物ではないが、兵庫県南

部地震における大阪地区での高層ビルに関する報告として、沢井[沢井, 他 1995]、此上[此上, 他 1995]、高崎[高崎, 他 1995]らがそれぞれ異なる高層建物に関して、微動計測、地震観測等に基づき兵庫県南部地震前後の固有周期の変動について報告している。また、兵庫県南部地震以降の研究としては、遠山ら[遠山, 他 1998]により、実大鉄骨建物を用いたブレース破断による建物動特性の変化を探る実験が行われるなど、震災を契機としてこの方面への関心が高まっていることがうかがえる。

これらの報告では、構造物の損傷は固有周期の顕著な増加という形で現れることが明らかにされ、また、構造体そのものに被害がなくとも2次部材等の影響により固有周期のわずかな増加が見られることもある、ということが指摘されている。これらの報告は、大地震を経験した構造物での実測であるという点で貴重なものである。

しかしながら、これらの実測に基づく調査結果では、固有周期の変化に基づく構造物全体の平均的な動特性変化の評価がなされているだけであり、層単位での損傷評価は為されていない。そのため、前述した損傷検出手法に関する先駆的研究における数値シミュレーションの前提条件、すなわちシミュレーションの際仮定された損傷に伴う層剛性低下率が妥当なものであるかを議論するためには、残念ながら十分な知見を提供しているとは言えない。

この章では、1995年兵庫県南部地震で構造被害を被った2例の鉄骨造建物における被害補修前後の常時微動計測に基づき、損傷に伴う層単位での剛性低下評価を行った結果について報告する。ここでの主目的は、計測結果から層動特性を評価する方法について提示し、その方法に基づき実際の鉄骨建物における被災例で層剛性がどの程度低下したのかを把握し、損傷検出手法の検討において具体的想定モデルとなりうるデータ事例を提供することである。

ここで提供する事例は、今後の損傷検出手法の研究における検証用の一事例として極めて有効なばかりでなく、過去の研究事例における検証モデルの妥当性を再検討する上でも有効であると思われる。すなわち、一部の研究事例では、極端に層剛性を低下させた数値シミュレーションモデルが手法の検証に用いられているが、これらが果たして妥当であるかどうかをこの事例を通じて検討することが可能になるものと思われる。

2.2 層動特性評価手法

層動特性評価手法の概略を以下に示す。

建物を線形せん断剛性と線形粘性減衰を有する n 質点系せん断モデルと考えると、地盤振動入力 y による最上階 (n 階) 質点の運動方程式は以下のように記述できる。

$$m_n \ddot{x}_n + c_n (\dot{x}_n - \dot{x}_{n-1}) + k_n (x_n - x_{n-1}) = -m_n \ddot{y} \quad (2.1)$$

ただし、 x_n は地盤に対する相対変位、 (\dot{x}) は時間微分、 m_n 、 c_n 、 k_n はそれぞれ質点質量、減衰定数、層剛性をあらわす。

粘性減衰力を含めた層復元力 G_n を、

$$G_n = c_n (\dot{x}_n - \dot{x}_{n-1}) + k_n (x_n - x_{n-1}) \quad (2.2)$$

と定義すると、

$$G_n = c_n (\dot{x}_n - \dot{x}_{n-1}) + k_n (x_n - x_{n-1}) = -m_n (\ddot{x}_n + \ddot{y}) \quad (2.3)$$

と記述することができる。

なお、「復元力」は本来の学術的用語としては変位に関係する量を意味するものであり、(2.2)式右辺第2項のみを指すのが通常であるが、ここでは、慣性力とつりあう内力をまとめて「復元力」として表記するものとする。これは、慣性力(あるいは外力)とつりあう内力を、変位及び速度を変数とする一つの関数として捉えようという考え方をわかりやすく表現するため、このような表現を用いたものである。この表記は3章でも同様の意味で用いられている。

同様に、 i 階の運動方程式は、

$$m_i \ddot{x}_i + c_i (\dot{x}_i - \dot{x}_{i-1}) + k_i (x_i - x_{i-1}) = -m_i \ddot{y} + G_{i+1} \quad (2.4)$$

従って、 i 層の層復元力 は、

$$G_i = c_i (\dot{x}_i - \dot{x}_{i-1}) + k_i (x_i - x_{i-1}) = -m_i (\ddot{x}_i + \ddot{y}) + G_{i+1} \quad (2.5)$$

と記述することができる。

(2.5)式右辺からわかるように、各質点の質量が既知で、各階での絶対加速度 $(\ddot{x}_i + \ddot{y})$ が計測されていれば、最上階から下階へ向かって順に層復元力を求めることができる。

一方、(2.2)式に示されるように、層復元力は層間変位 $(x_i - x_{i-1})$ 、層間速度 $(\dot{x}_i - \dot{x}_{i-1})$ の関数として表現される。

従って、(2.2)式の関係に測定結果から時刻ごとに求めた層間変位、層間速度、層復元力を代入し、全測定時間を対象として次式で示されるように最小二乗法を適用することで、未知定数である層剛性

k_i 、層減衰定数 c_i を求めることができる。

$$\begin{bmatrix} c_i \\ k_i \end{bmatrix} = [H_i' H_i]^{-1} H_i' Z_i \quad (2.6)$$

$$H_i = \begin{bmatrix} (\dot{x}_i(1) - \dot{x}_{i-1}(1)) & \dots & (\dot{x}_i(t) - \dot{x}_{i-1}(t)) \\ (x_i(1) - x_{i-1}(1)) & \dots & (x_i(t) - x_{i-1}(t)) \end{bmatrix}'$$

$$Z_i = [G_i(1) \quad \dots \quad G_i(t)]'$$

ただし、 $\begin{bmatrix} \end{bmatrix}'$ は転置行列を、 t は離散化測定時間長を示す。

なお、この評価方法を適用するに当たっては、以下のような前提条件が必要である。

- (a) 建物が純せん断的な挙動を示していること。すなわち、曲げ変形に対してせん断変形が卓越していること。
- (b) 地盤のロッキングばねの影響がないこと。
- (c) 建物への入力 は地盤からの振動のみであること。

2.3 鉄骨7階建ビルにおける実測例（建物A）

2.3.1 建物の被害と補修

測定対象とした1例目の建物（〔建築学会 1995〕 p.37）は、神戸市中央区の、兵庫県南部地震で震度7と判定された激震地区に建つ商業ビルである。地上7階建て一部8階建て2×2スパン（約13m×11m）の、冷間成形角形鋼管柱とH形鋼梁を用いた鉄骨純ラーメン構造である。基礎は深礎杭であり、GL-7.2mの砂礫層に支持されている。図2.1に建物概要を示す。

外見から見た建物被害は、数枚のガラスが割れた程度であり、当初、構造体の被害程度は不明であった。このため、被災箇所を特定するために、建物全体にわたって柱梁接合部の内装材・耐火被覆を撤去して、目視および超音波検査等により被害状況の詳細な調査が行われた。

調査の結果、建物は南北方向の構造体において、梁下フランジ近傍におけるフランジ母材の亀裂・破断・部分座屈、柱ダイアフラムの亀裂等の被害を受けていることが判明し、建物全体としての被害程度としては中破と判定された。（〔建築学会 1995〕 p.37）

被害は1層（2階床）から6層（7階床）にみられた。特に2層（3階床）から4層（5階床）にかけて集中しており、これらの層では9カ所の柱梁接合部中4カ所で何らかの損傷が見られた。各層ごとの被害箇所数については、後述の表2.2中に示す。なお、東西方向の構造体においては損傷はみ

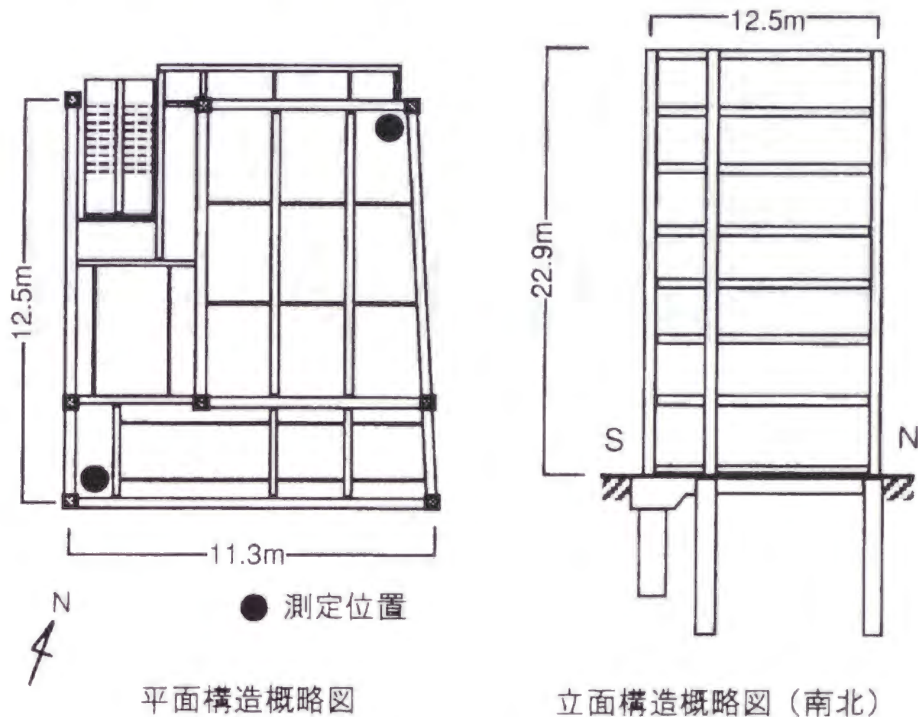


図 2.1 建物構造概略（建物A）



写真 2.1 典型的な損傷を受けた梁柱接合部



写真 2.2 補修後の梁柱接合部（写真 2.1 と同一個所）

られなかった。

被害を受けた鉄骨部分の補修は、原設計の状態に出来る限り戻すことを目標にし、被災部分削除の後、新規部材を溶接する方法で行われた（[藤田 1995], [高橋 1995]）。写真 2.1 と 2.2 に、典型的な損傷状況の例と、補修後の同一個所の様子を示す。

この補修方法により、補修後の建物の動特性は被災前の状態とほぼ等価であるとみなすことが可能である。すなわち、補修前後の動特性の比較により建物被害が動特性に与える影響を推定できるもの

表 2.1 補修前後における固有振動数・減衰定数の比較（建物A）

モード	固有振動数 (Hz)			減衰定数 (%)		
	補修前	補修後	前後の比率	補修前	補修後	前後の比率
1 次	1.07	1.14	1.07	0.95	0.77	0.81
ねじれ	1.62	1.70	1.05	0.81	1.07	1.32
2 次	3.55	3.68	1.04	1.23	—	—

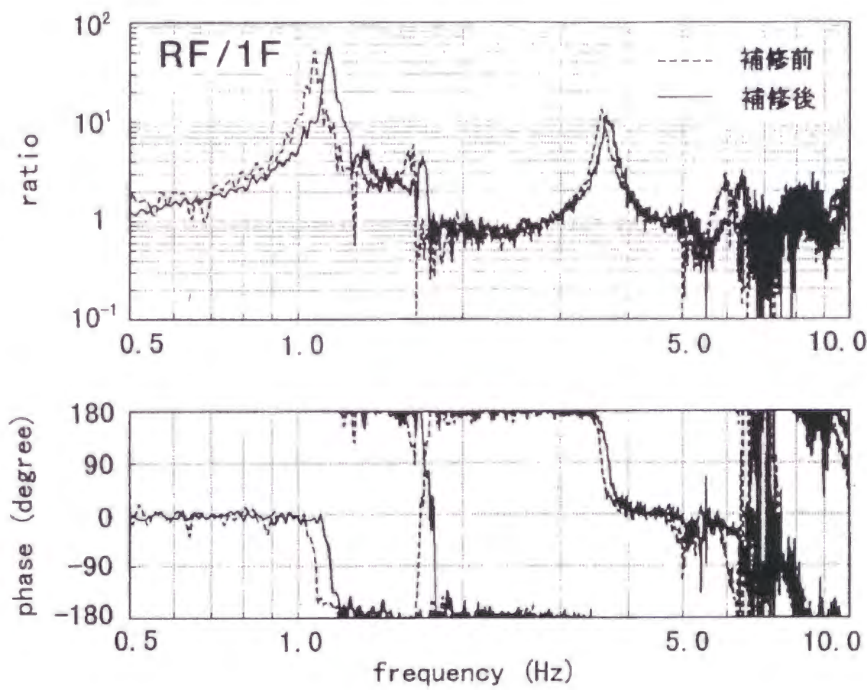


図 2.2 補修前後の伝達関数の比較

と考えられる。

以下、本文では混乱を避けるため「補修前、補修後」という表現で統一しているが、これらをそれぞれ「損傷後、損傷前」と読み代えることが可能であり、本論の主眼とするところは、補修前後の動特性を比較することではなく、測定結果から損傷前後の動特性変化を推定することにある。

2.3.2 常時微動測定概要と全体的な動特性の補修前後における比較

この建物において、補修前後の2回に渡って常時微動測定を実施した。補修前後の計測時には、鉄骨部分の補修以外の建物状況はほぼ同じであり、計測結果に現れた差は鉄骨補修によるもの、すなわち損傷によるものと考えられる。

常時微動測定は、各階平面上の対角位置2カ所（図 2.1 参照）の床上に高感度の速度センサーを設

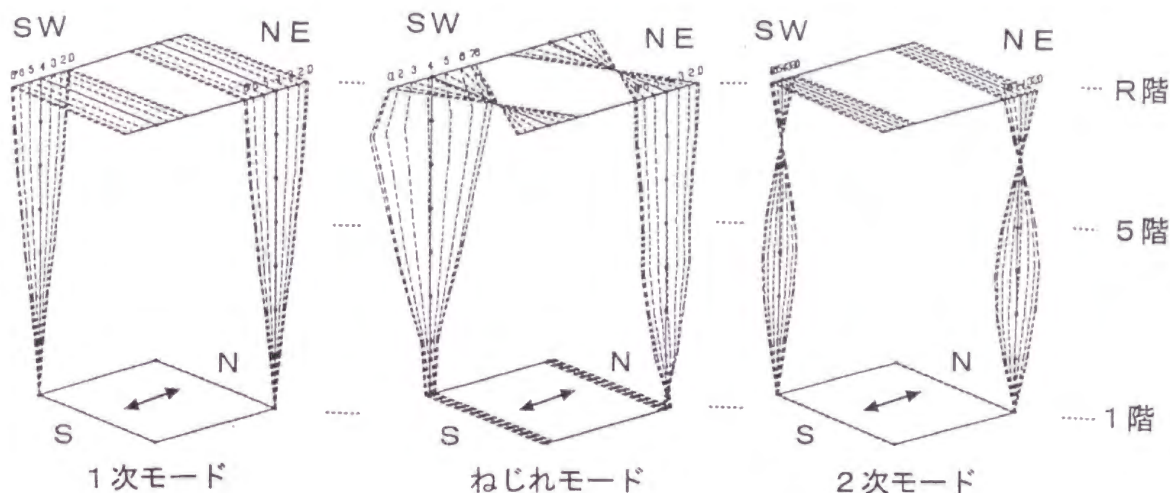


図 2.3 補修後のモード形状

置し、建物全層にわたって同時計測を行った。

計測に際しては、交通、工事等の外乱振動源の影響がなるべく少ない時間帯を選んで計測を行った。また、当該建物は同程度以上の高さの建物に周りを取り囲まれており、風の影響は少ないものと予想されるが、念のため計測時は風が弱い時間帯を選び、なるべく影響が少なくなるように考慮した。

まず、建物全体の振動性状を検討するため、固有振動数・減衰定数・モード形状等を微動測定結果から求めた。

被害が見られた南北方向の測定結果について、RD法[田村他 1993]により求めた固有振動数と減衰定数を表 2.1 に示す。又、図 2.2 には1階に対する屋上階の伝達関数を、補修前後における結果を重ねて示す。

固有振動数の比較からは、1次・2次・ねじれのすべてのモードにおいて補修後の固有振動数が上昇していることがわかる。最も差の大きい1次モードで7%程度の上昇が見られる。補修後の固有振動数が高くなっている傾向は伝達関数の比較からも明らかである。なお、モードごとの固有振動数上昇率が異なることから、建物の補修効果の程度（被害程度）が、全体にわたって平均的なものではなく局所的な層に偏っている可能性が推定できる。

1次モードの減衰定数は、RD法の結果では補修により減少したように見えるが、伝達関数の形状やピークの振幅等から判断すると補修前後の差はあまりないものと考えられる。

モード形状については、補修前後の比較では顕著な差は見られなかった。図 2.3 に、補修後についての1次・ねじれ・2次のモード形状を示す。

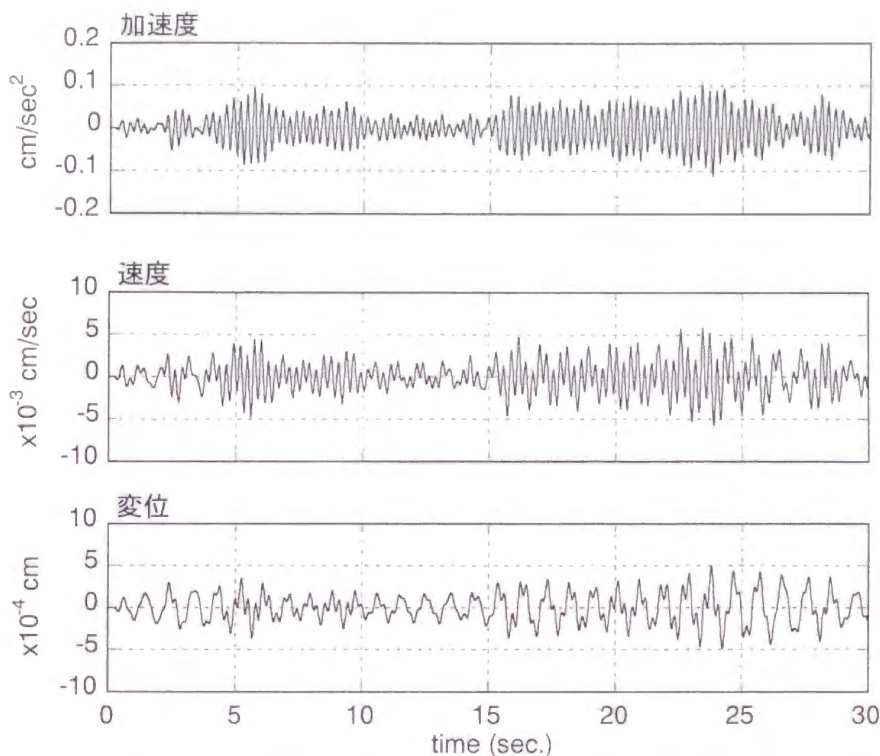


図 2.4 加速度、速度、変位波形の例（補修前、4階）

2.3.3 補修前後の層動特性比較

この測定結果に 2.2 節の評価手法を適用して、各層ごとの層剛性と層減衰定数を求め、補修の前後についての比較を行った。

2.2 節に示した、手法の適用に当たって必要とされる前提条件については、(a)のせん断挙動についてはこの建物は低層であることから問題ないと考えられ、(c)の入力動については前述の通り、上部構造に直接作用する風外力の影響がなるべくないように考慮している。また、(b)のロッキング動の影響については、基礎端部での上下動から求めたロッキング成分の寄与率が最上階で 1~2%程度であることから影響は少ないと考えられる。

この評価手法で必要となる変位、加速度の時刻歴は、速度記録をデジタル化した後、それぞれ積分、微分して求めた。測定波形は、ノイズ等の影響を除去するため、2次モードまでの成分を残して高振動数成分をデジタルフィルターにより除去して以降の処理を行なった。また、建物のねじれ成分を除去するため、各階 2 個所の計測結果から建物中心位置の時刻歴波形を作成したものについて処理を行なった。図 2.4 に、速度波形とそれをもとに求めた加速度、変位波形の例を示す。図は補修前の 4 階における記録の例である。

層復元力をもとめる際に必要となる各階質量は、測定時の現場状況を考慮して、地震時設計荷重が

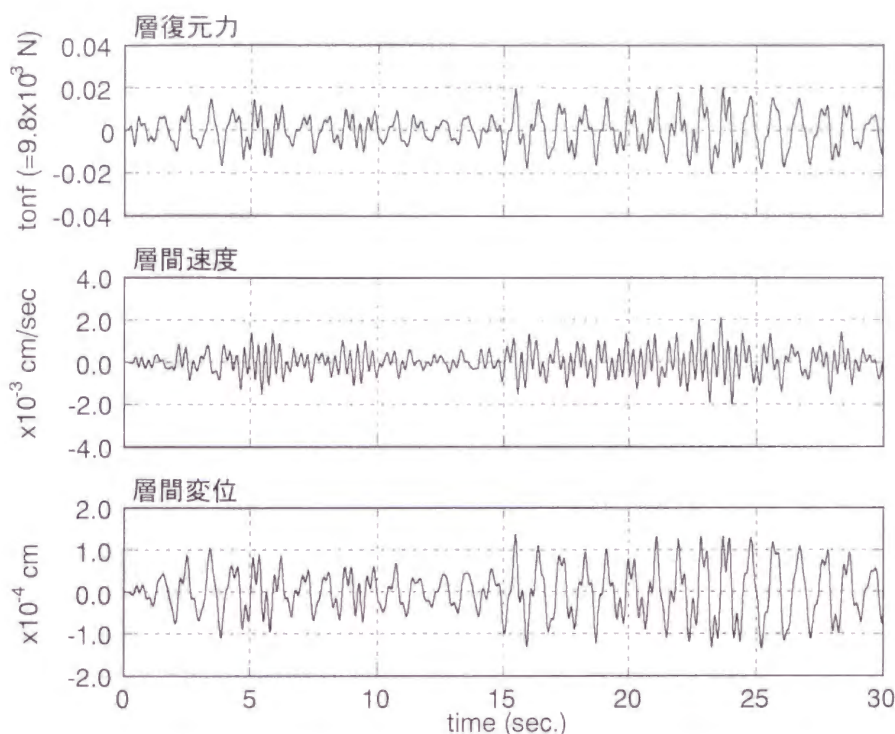


図 2.5 層復元力、層間速度、層間変位波形の例（補修前、4 層）

ら積載荷重の 1/2 を減じたものを用いた。

図 2.5 に、求めた層復元力、層間速度、層間変位の時刻歴波形の例を示す。図は補修前の 4 層における結果である。

層間変位に対する層復元力の履歴をプロットしたものを、各層ごとに図 2.6 に示す。横軸は層間変位、縦軸は層復元力である。各層とも、左が補修前のもの、中央が補修後のものであり、両図中の点線、一点鎖線は、前述の(2.6)式により求めた線形剛性 k_i を示す。また、右図には補修前後の線形剛性を比較して示している。

補修前後ともに微動時の層復元力として細長い楕円状の履歴を描いており、ほぼ線形の剛性と小さな粘性減衰を有することを示している。なお、補修後の方が振幅が全体的に小さくなっているが、これは計測時の微動レベルの差によるものであり、補修の効果とは無関係である。

図から、7 層・6 層・1 層では補修の前後で剛性の差がほとんど見られないのに対し、4～2 層では補修後の方が剛性が高く、特に、4 層・3 層で顕著である。

表 2.2 に各層ごとの補修前後の層剛性・減衰評価結果を一覧にして示す。剛性の値は設計モデルにおける初期剛性に対する比率で示した。減衰は 1 次固有振動数における減衰比として求めたものである。また、表中には各層ごとの鉄骨損傷箇所数を併記してある。

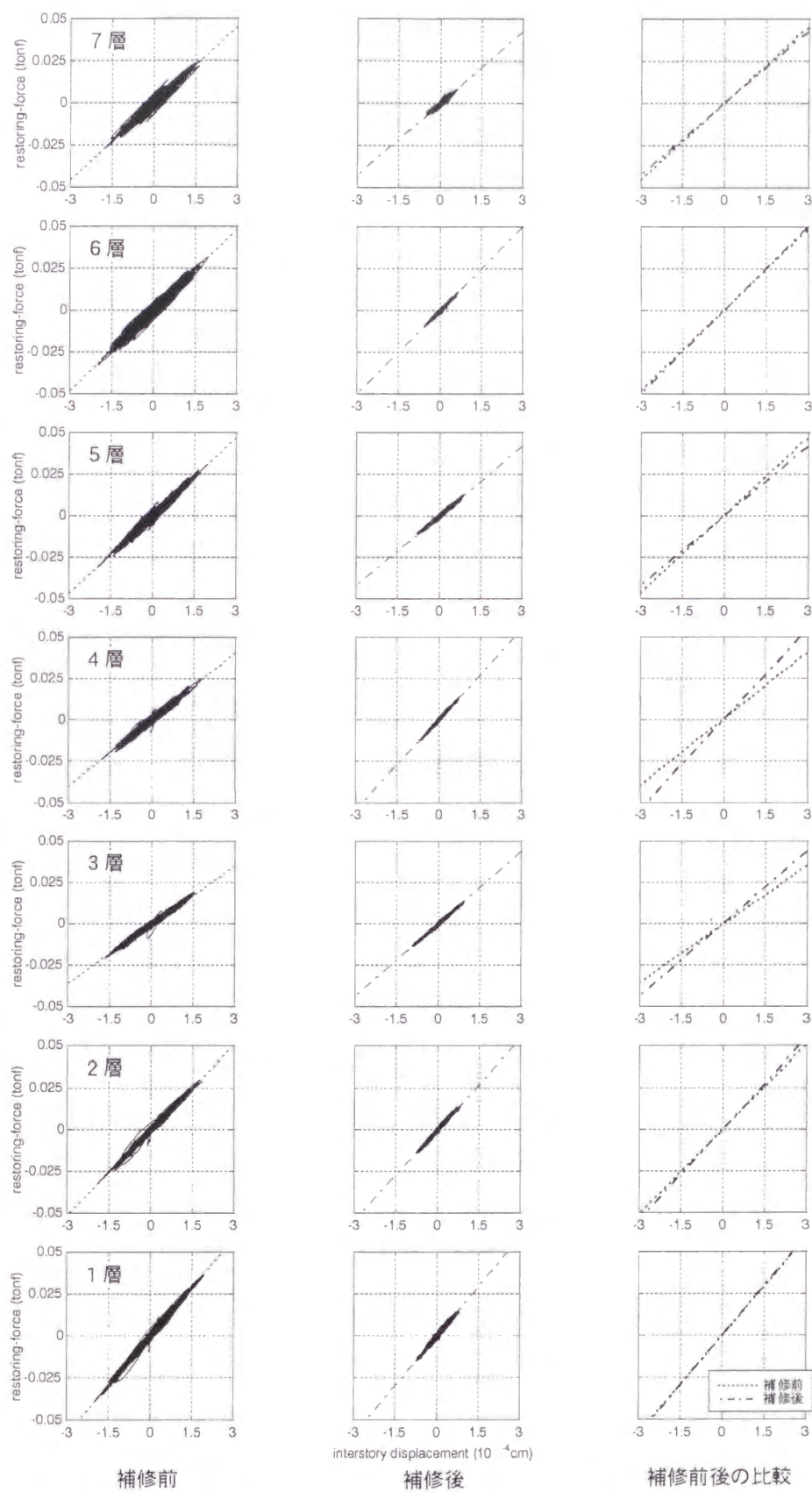


図 4.6 補修前後の層復元力の比較 (建物A)

表 2.2 層復元力から求めた層動特性の補修前後の比較（建物 A）

	補修前		補修後		補修前に対する剛性増加率	損傷箇所数
	線形剛性	線形減衰	線形剛性	線形減衰		
7 層	1.79	0.006	1.69	0.003	0.94	0
6 層	1.81	0.008	1.88	0.001	1.04	0
5 層	1.57	0.002	1.41	0.013	0.90	1
4 層	1.23	0.018	1.64	0.016	1.33	4
3 層	0.95	-0.029	1.18	-0.001	1.24	4
2 層	1.23	0.004	1.32	0.011	1.07	4
1 層	1.74	0.001	1.77	0.001	1.01	1

補修前後の剛性の比較では、図 2.6 でも見られたように、4 層・3 層における差がもっとも顕著であり、剛性増加率はそれぞれ 33%、24%となっている。言い換えれば、損傷による剛性低下はそれぞれ 25%、20%となっている。また、損傷箇所数は必ずしも損傷の程度そのものを表しているわけではないが、損傷箇所数の多い層ほど補修後の層剛性の上昇が著しい傾向があることがわかる。

これらから、この建物で見られたような柱梁接合部損傷に伴い、層剛性は 20～30%程度低下する可能性があることがわかる。また、損傷の程度によっては損傷箇所数の割に剛性低下は小さく、10%程度の剛性低下しか示さない場合もあるといえる。

2.3.4 評価手法上の問題点

表 2.2 の結果を見ると、例えば、7 層・5 層に見られるように、実際には補修前後の剛性の差が小さいか差がないはずであるにも関わらず、補修後の方が逆に剛性が 6～10%低下したように評価されている層がある。この原因として計測に伴う誤差が当然影響しているものと思われるが、他の主要な原因として以下の 3 点が考えられる。

- (a) 補修前後における積載荷重の差。
- (b) ねじれのような立体振動の影響。
- (c) 層損傷により隣接層の層剛性が影響を受ける可能性。

(a)に関しては、特に最上階に設置されている設備機器内蔵水量の変化や、設備機器の破損に伴う交換（一時的な撤去）による重量変化が影響している可能性が考えられる。震災直後の現場の混乱もあって、残念ながらこれらに関する詳細な情報は把握できていない。しかしながら、ここで考慮した積載荷重が構造体重量の約 10%程度となっていることから、補修前後の積載荷重の差は最大でも構造

体重量の±10%程度以内、実際にはその数分の一程度であると思われる。なお、この評価誤差の影響は下層に向かって復元力を求める際に平均化されるため、最上層での評価がもっとも影響を受ける。また、これら設備機器等の動的性状も結果に影響を与えている可能性があると思われる。

(b)に関しては、前述したように各階2個所の測定結果を用いてねじれの影響を除去することに努めてはいるが、層ごとにねじれ中心が異なるなど複雑な立体モードが影響している可能性がある。また、損傷前後においてねじれ中心が変化する可能性もある。今回の計測では、フーリエ振幅で見た場合、ねじれモードにおける各階2個所の測点における振幅差は、もっとも大きい5層で全振幅に対して5%程度であり、剛性の評価結果もこの程度の影響を受けていると考えられる。

(c)に関しては、この建物において見られるような梁柱接合部の損傷により、当該層および隣接層の層剛性がどのような影響を受けるかについては明らかになっていないのが実状である。しかしながら、層間の構造体の損傷により当該層の層剛性が最も大きく変化することについては議論の余地は少ないと考えられる。したがって、補修前後(被害前後)の層剛性の比較を通じて層損傷を検出しようとする手法の価値が、(c)の影響により損なわれることはなく、また、その影響は限定的であると考えられる。

以上3つの項目の影響を考慮に入れても、被害が大きい層での剛性低下率が20~30%程度に至るという前述の結論は大きく変わるものではないと考えられる。ただし、ここでの評価結果が最大±10%程度の誤差を含みうることは念頭においておく必要がある。

減衰に関しては全体に1%前後の極めて小さな値が得られているものの、一部負の値が得られるなど必ずしも安定した結果が得られていない。これは、この建物のように減衰が小さい場合、復元力に寄与する減衰力の効果が小さく、結果的に減衰の評価精度が悪くなってしまうためであると考えられる。この欠点は、復元力から直接減衰を評価する手法に共通のものである。

2.4 12階建て複合ビルにおける実測例（建物B）

2.4.1 建物の被害と補修

測定対象とした2例目の建物は、JR三ノ宮駅前に位置し、高層部にホテル、低層部に店舗と駅コンコースを有する複合ビル[八木他 1996]である。地下2階、地上12階建てのうち、5階以下はSRC造、6階以上は角形鋼管柱とH形鋼梁を用いた鉄骨造である。鉄骨造部分は短辺（南北）方向がブレース付きラーメン構造、長辺方向は純ラーメン構造である。図2.7に建物構造概要を示す。

A建物と同様に震度7の激震地に位置していたが、建物構造体の被害は、SRC部分ではひび割れが随所に認められたものの構造体には損傷はなかった。一方、鉄骨造部分は南北構面のブレース接合部付近の破断、柱脚の局部座屈、梁ウェブの局部座屈等が見られ、特に、構造形式が変わる6階部分で多くの被害が見られた。建物全体としての被害程度は中破と判定された（[建築学会 1995] p.71）。なお、東西構面においては損傷は見られなかった。

建物補修は、破損部分の復旧に加えてSRC造部分では部分的な耐震壁の増設、鉄骨造部分では6階から10階にかけて各階2個所のブレース増設が行われ、保有耐力の向上が図られた（[八木他 1996], [Shimazaki et al. 1996]）。

補修に加えて部分的な補強が行われたことから、補修前後の動特性の差には鉄骨の損傷そのものに加えて補強による影響も含まれると考えられる。しかしながら、損傷の程度と比較して補強の程度が

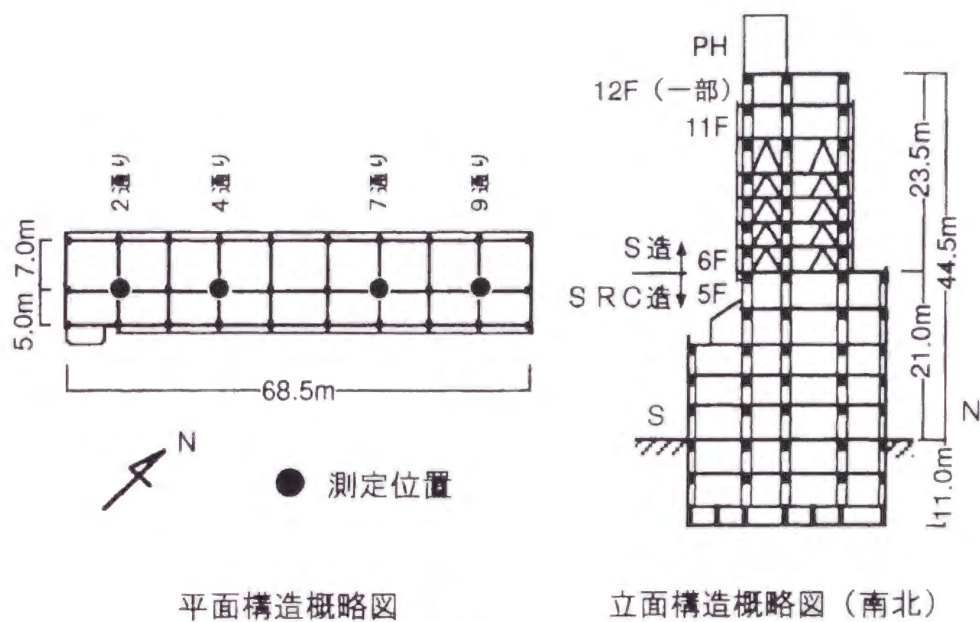


図 2.7 建物構造概略（建物B）

表 2.3 補修前後における固有振動数・減衰定数の比較（建物 B）

モード	固有振動数 (Hz)			減衰定数 (%)		
	補修前	補修後	前後の比率	補修前	補修後	前後の比率
1 次	0.98	1.17	1.19	0.75	0.81	1.08
ねじれ	-	1.37	-	-	1.32	-
2 次	2.52	2.73	1.08	2.99	1.53	0.51

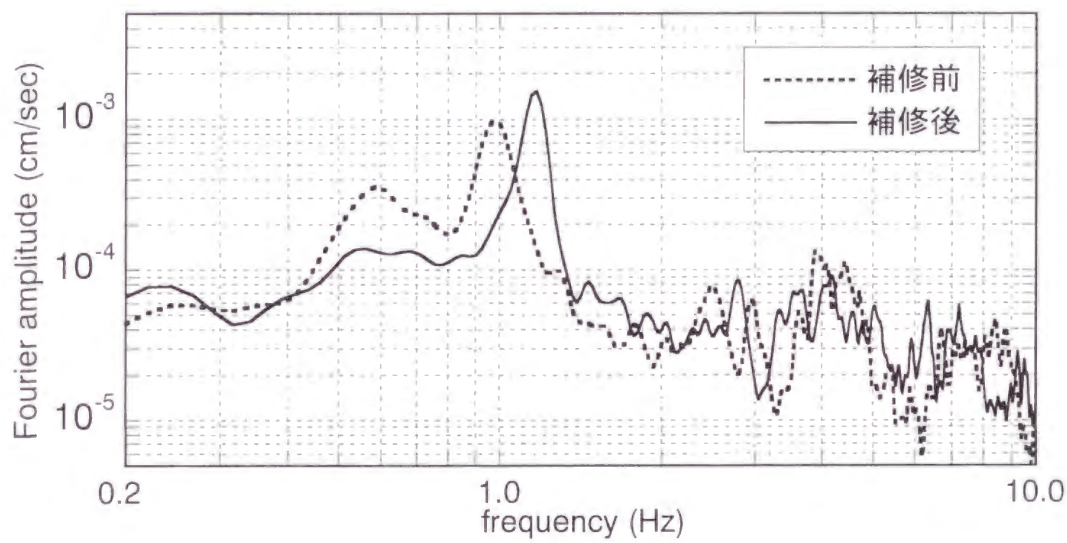


図 2.8 補修前後におけるフーリエスペクトルの比較（建物 B）

小さいため、補修前後における動特性変化の大部分は損傷部分の補修によるもの、すなわち損傷による動特性変化であるとみなすことが可能である。

2.4.2 常時微動測定概要と全体的な動特性の補修前後における比較

この建物において補修前後の常時微動測定を実施した。

測定は6階以上の鉄骨造部分においてのみ行い、図 2.7 の平面図に示した4個所のうち7通りについては6階以上の全階において、その他の3個所については6、10、12階において計測を行った。センサーは高感度の速度センサーを用い、外乱振動源、風の影響等については建物 A における計測時と同様に注意を払った。

建物全体の振動性状を検討するため、固有振動数・減衰定数・モード形状等を微動測定結果から求

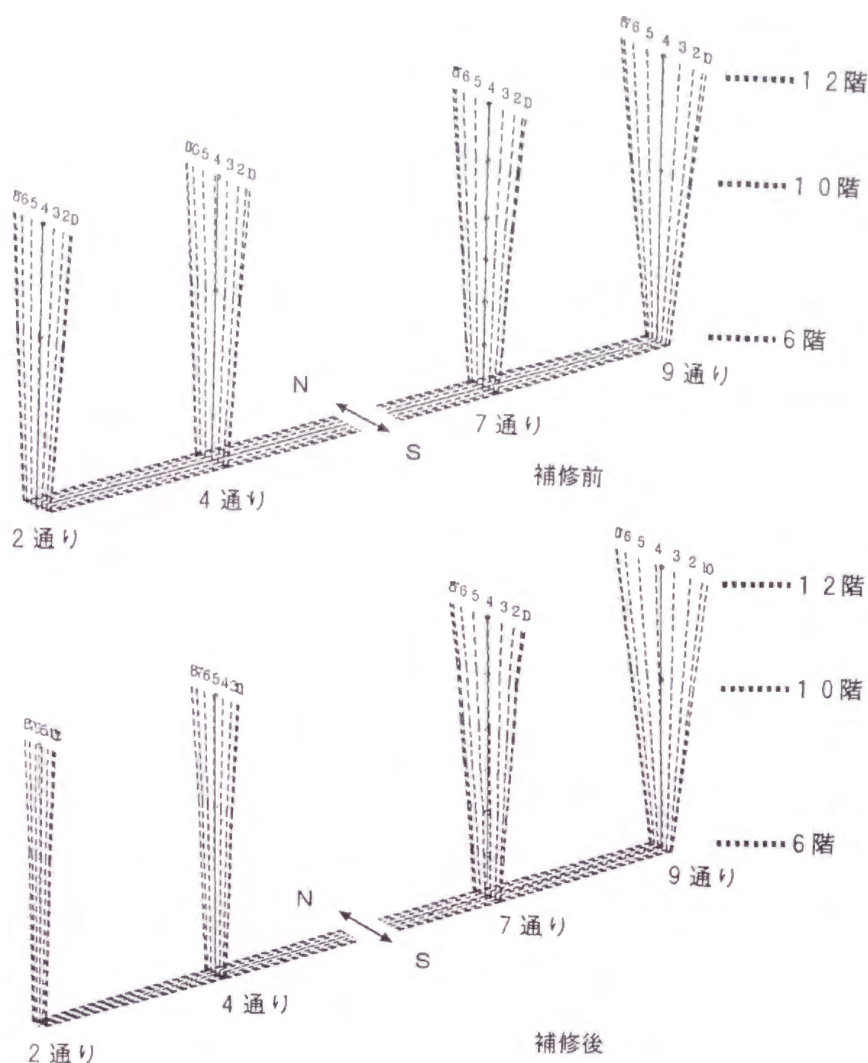


図 2.9 補修前後のモード形状

めた。

南北方向の測定結果について、RD法により求めた固有振動数と減衰定数を表 2.3 に示す。図 2.8 には屋上階 7 通りにおけるフーリエスペクトルを、補修前後における結果を重ねて示す。図はハニングウインドウを施した結果である。また、図 2.9 には、1 次モード形状の鉄骨部分のみ取り出したものを補修前後について示す。

表 2.3 から、1 次・2 次とも補修後の固有振動数が上昇しており、1 次モードの上昇率は 19%と、建物 A における 1 次モードの補修前後の差 7%と比較して 3 倍近い上昇を示していることがわかる。固有振動数の上昇は、フーリエスペクトルに顕著に見られる 1 次モードのピークの比較からも明らかである。

この建物の場合、補修前後の差はモード形状にも現われている。例えば、図 2.9 に示した 1 次モー

ド形状の比較では、補修前の 1 次モードでは 2 通り側と 9 通り側の振幅の差はあまり大きくなかったのに対して、補修後は 9 通り側の方が大きくなっており、明らかにねじれを伴ったような形状になっている。表 2.3 に示したねじれモードが、補修前は明確に把握できず、固有振動数、減衰定数も評価できなかったものが、補修後には顕著に見られるようになったことも、補修前後におけるモードの変化を表しているものと考えられる。

2.4.3 補修前後の層動特性比較

この測定結果に 2.2 節の評価手法を適用して、各層ごとの層剛性と層減衰定数を求め、補修の前後についての比較を行った。

2.2 節に示した、手法の適用に当たって必要とされる前提条件については、(a)のせん断挙動と(b)のロッキング動の影響については、6 階と最上階において南北端部で計測した上下動から床の南北方向ロッキング量を求め、建物全体のロッキング、鉄骨部分の曲げ挙動いずれも影響が充分少ないことを確認している。また、(c)の入力動については前述の通り、上部構造に直接作用する風外力の影響がなるべくないように考慮している。

データの処理についても建物 A の場合と同様に処理を行った。測定結果から高次モードにおいては複雑な立体性状を示していることが把握されたため、この影響を除くため 1 次固有振動数近傍のみをバンドパスフィルターにより抽出した。このフィルターはノイズ除去の役目も兼ねている。さらに、1 次モードの形状に見られたねじれ成分の影響を補正するため、7 通りにおける各階の計測結果と全計測点から求めたモード形状から各階平面上の中心位置における並進時刻歴波形を推定した。

層復元力をもとめる際に必要となる各階質量は、測定時、補修工事のため内装がすべて撤去されていたこと等を考慮して、地震時設計荷重を 10% 減じたものを用いた。

層間変位に対する層復元力の履歴をプロットしたものを、各層ごとに図 2.10 に示す。各層とも、左が補修前のもの、中央が補修後のものであり、両図中の点線、一点鎖線は、前述の(2.6)式により求めた線形剛性 k_i を示す。また、右図には補修前後の線形剛性を比較して示している。

補修前後ともに微動時の層復元力として細長い楕円状の履歴を描いており、ほぼ線形の剛性と小さな減衰を有することを示している。

図から、8 層・11 層では補修の前後で剛性の差がほとんど見られないのに対し、それ以外の層では補修後の方が剛性が高く、特に、6 層・9 層・10 層で顕著である。

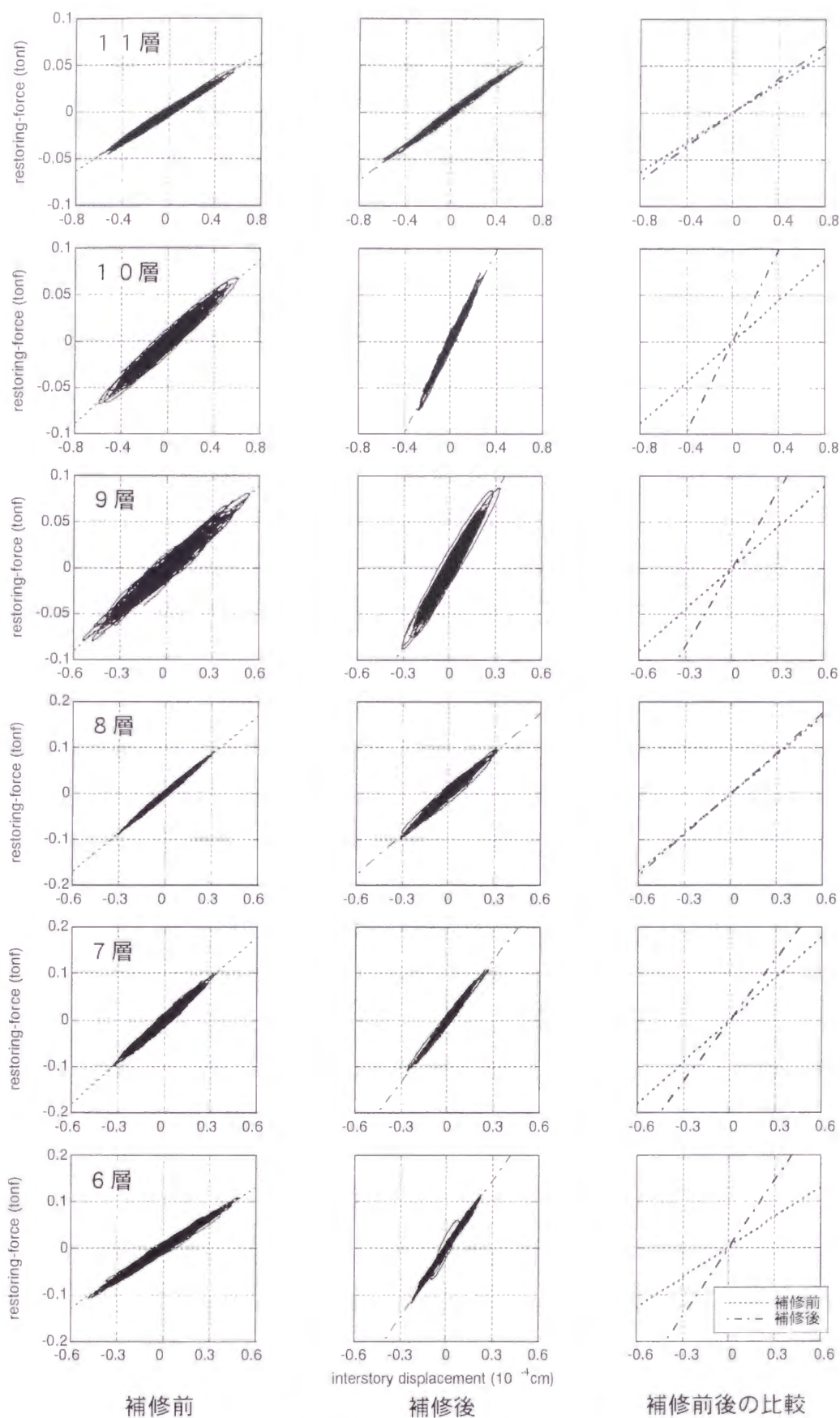


図 4.10 補修前後の層復元力の比較 (建物B)

表 2.4 層復元力から求めた層動特性の補修前後の比較（建物B）

	補修前		補修後		補修前に対する剛性増加率	損傷箇所数*
	線形剛性	線形減衰	線形剛性	線形減衰		
11層	0.92	-0.026	1.05	-0.007	1.14	0
10層	0.90	0.077	1.98	0.009	2.19	8
9層	0.71	-0.042	1.33	0.086	1.86	6
8層	1.21	0.039	1.26	-0.050	1.04	3
7層	1.19	-0.058	1.72	-0.020	1.45	8
6層	0.70	0.035	1.56	0.020	2.22	12

* プレース破断箇所、亀裂箇所、ボルトゆるみ個所の総数を合計

表 2.4 に各層ごとの補修前後の層剛性・減衰評価結果を一覧にして示す。剛性の値は設計モデルにおける初期剛性に対する比率で示した。減衰は 1 次固有振動数における減衰比として求めたものである。また、表中には各層ごとの鉄骨損傷箇所数を併記してあるが、この損傷箇所数は、プレース破断箇所、亀裂箇所、ボルトゆるみ個所の総数を合計したものである。

表に見られる補修前後の剛性の比較からは、6 層・10 層において剛性増加率がいずれも 100% を超えており、9 層でも 90% 近い増加を示していることがわかる。言い換えれば、損傷による剛性低下は 6 層・10 層で 50% 以上であり、9 層でも 45% 以上の低下を示している。

損傷箇所数と層剛性の関係については、損傷箇所数は必ずしも損傷の程度そのものを表しているわけではないが、建物 A と同様に、損傷箇所数の多い層ほど補修後の層剛性の上昇が著しい傾向があることがわかる。

これらの結果から、この建物で見られたようなプレース破断を伴う損傷により、層剛性は最大 50% 程度低下する可能性があることがわかる。この剛性低下は、建物 A に見られた柱梁接合部の亀裂損傷に伴う剛性低下に比べて 2 倍程度の大きさとなっている。

2.4.4 評価手法上の問題点

建物 A における評価で指摘した手法上のいくつかの問題点について、建物 B の結果から考察を行う。

2.3.4 節で指摘した誤差要因の内、重量評価については、ここでの積載荷重低減分が設計重量の 10% であることから、これに伴う誤差は 10% 程度以下であると考えられる。また、立体モードの影響については、建物 B では 1 次モード近傍のみを対象としたため、より広い振動数範囲を対象とした建物 A に比べて影響は小さいものと考えられる。これらを考慮すると、建物 B における評価結果の誤差は 10%

程度以下であると考えられる。

建物Aの結果においてみられた、補修後の方が逆に剛性が低下したと評価される例は建物Bでは見られなかったが、表 2.4 に示された 1 1 層の結果では、補修・補強が行われていないにもかかわらず補修後の剛性が 14%増加したと評価されている。これは、2.3.4 節で述べたように重量評価の誤差が最上層の評価に最も顕著に影響することによるものと考えられる。

減衰に関しては全体にばらつきが大きく、建物Aと同様に、一部負の値が得られるなど不安定な結果となっている。この手法により減衰を正確に評価するためには、データ処理の方法を工夫するなど、さらに検討を重ねなければならないと考えられる。

2.5 まとめ

この章では、1995 年兵庫県南部地震において被災した 2 つの鉄骨建物について、被害補修前後における常時微動測定を実施し、その結果から地震被害により建物動特性がどのように変化するかを明らかにした。

まず、固有振動数や減衰定数、モード形状といったモード特性がどのように変化するかを調べた結果、損傷が全体動特性に及ぼす影響について以下のようなことが明らかになった。

- (1) 柱梁接合部に亀裂損傷を生じたラーメン構造鉄骨造においては、1 次固有振動数で約 7% 程度の減少が見られる。
- (2) ブレース破断を伴うような損傷を生じた鉄骨造においては、1 次固有振動数で約 19% 程度の減少が見られる。
- (3) いずれの構造物においても 1 次固有モード減衰定数の変化は小さい。
- (4) モード形状については変化が見られる場合と見られない場合とがある。

さらに、全層同時に実施した常時微動測定結果をもとに各層ごとの層剛性の変化を評価した結果、以下のようなことが明らかになった。

- (5) 提示した層動特性評価手法（全層同時計測に基づく、層剛性と層減衰係数の最小 2 乗法による評価）により、損傷に伴う層ごとの剛性変化を評価することができた。
- (6) 同手法を、柱梁接合部に亀裂損傷を生じたラーメン構造鉄骨造に適用したところ、損傷の大きな層の層剛性は 20～30% 程度低下したと思われる。
- (7) 同手法を、ブレース破断を伴うような損傷を生じた鉄骨造に適用したところ、損傷の大きな層の層剛性は 50% 程度低下したと思われる。

一方、本研究を通じて、以下のような問題点や課題が確認された。

- (8) この評価手法は、建物の挙動に関するいくつかの制約条件に加えて、層重量の推定、立体モードの評価等さまざまな誤差要因を有し、今回の例では評価結果の剛性低下率は最大で $\pm 10\%$ 程度の誤差を含んでいる可能性がある。
- (9) この手法で、実測結果から層ごとの減衰を正確に評価するためには、測定手法や測定されたデータの処理に関して更なる検討を重ねることが必要である。
- (10) 具体的な損傷の形態が層剛性に与える影響については、未だ不明なことが多く、振動測定に基づく損傷検出手法の研究を今後発展させていく上では、この点について更なる研究成

果が蓄積されていくことが必要である。

既往の研究では、地震被災建物において、構造損傷に伴う建物動特性の変化を実測した報告は極めて少なく、特に、層ごとの損傷程度を測定結果から評価した例については皆無であった。この点に、本研究の独自性と有用性が認められるものと考えられる。

また、ここで取り上げた2つの被害建物は、規模、被害程度とも、1995年兵庫県南部地震における鉄骨造の被害例として典型的なものであり、本研究で得られた知見は、損傷検出手法の開発を目的として数値シミュレーション等を行なう際の具体的想定モデルの一例として極めて有用であると考えられる。すなわち、従来、裏付けがないままに行われていた損傷検出シミュレーション用モデルの想定に対して、具体的な損傷程度に対応した層剛性低下率を例示できた点に、本研究で得られた知見の有用性があるものと考えられる。

次章では、ここで示されたような層損傷を振動測定に基づき検出するための新しい手法を提案し、数値シミュレーションならびにこの章における実測結果への適用を通じて手法の有効性についての検討を行う。

2 章の参考文献

- 1) Agbabian, M.S., Masri, S. F. et al. (1991): System Identification Approach to Detection of Structural Changes, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol.117, No.2, pp.370-390.
- 2) James, George et al. (1994): Damage Detection and Health Monitoring of Operational Structures, Adaptive Structures and Composite Materials ASME, pp.371-380.
- 3) Liu, Pei-Ling (1995): Identification and Damage Detection of Trusses Using Modal Data, Journal of Structural Engineering, ASCE, Vol.121, No.4, pp.599-608.
- 4) Masri, S. F., Nakamura, M., Chassiakos, A. G. and Caughey, T. K. (1996): A Neural Network Approach to the Detection of Changes in Structural Parameters, Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol. 122, No. 4, pp. 350-360.
- 5) Shimazaki, S., Itagaki, K. et al. (1996): Repair and Reinforcement of a Multistoried Building In Kobe, 7th U.S.-Japan Workshop on the Improvement of Structural Design and Construction Practices, 1996.1, pp.25-1 - 25-25.
- 6) Yao, J.T.P. and Natke, H.G. (1994): Damage Detection and Reliability Evaluation of Existing Structures, Structural Safety, 15, pp.3-16.
- 7) 奥田賢持, 赤木久眞, 他 (1996): 兵庫県南部地震における N T T 建物の地震記録について (その 3), 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.547-548.
- 8) 建築学会近畿支部鉄骨構造部会編 (1995): 1995 年兵庫県南部地震鉄骨造建物被害調査報告書, 建築学会近畿支部鉄骨構造部会.
- 9) 此上典文, 野畑有秀, 他 (1995): 兵庫県南部地震における鉄骨造高層建物の地震応答, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.439-440.
- 10) 近藤一平, 濱本卓司 (1995): 振動台実験のランダム応答データを用いた多層建築物の損傷検出, 日本建築学会構造系論文集, 第 473 号, pp.67-74.
- 11) 沢井布兆, 横山浩明, 他 (1995): 兵庫県南部地震における高見フローラル超高層 R C 造集合住宅の検証 (2) 地震観測の概要および観測記録 I, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.431-432.
- 12) 鈴木敏夫, 寺岡勝, 他 (1996): 常時微動を利用した被災建物の復旧工事前後の振動性状調査, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.57-58.
- 13) 曾根彰, 山本鎮男, 増田新, 中岡明, 芦野隆一 (1995): 強震記録のウェーブレット解析による履歴復元力特性を有する建築物の累積損傷の推定, 日本建築学会構造系論文集, 第 476 号, pp.67-74.

- 14) 高崎芳夫, 平澤光春, 他 (1995): 高層建物での兵庫県南部地震の観測結果と固有周期の変動, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.441-442.
- 15) 高橋泰彦, 藤谷芳男, 他 (1995): 阪神・淡路大震災で被害を受けた鋼構造建築物の復旧技術, 日本建築学会技術報告集, 第 1 号, pp.127-131
- 16) 田村幸雄, 佐々木淳, 塚越治夫 (1993): R D 法による構造物のランダム振動時の減衰評価, 日本建築学会構造系論文集, 第 454 号, pp.29-38
- 17) 遠山幸太郎, 村井信義, 他 (1998): 高層建物の部分損傷による振動特性の変化把握実験, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.971-972
- 18) 中島正愛 (1994): ノースリッジ地震に見る鉄骨接合部の被害, 建築技術, 1994.9, pp.66-73.
- 19) 中島正愛 (1995): 米国ノースリッジ地震と兵庫県南部地震からみる被害の特徴と相違点, G B R C, Vol.20, No.3 1995.7, pp.4-15.
- 20) 濱本卓司, 近藤一平 (1992): 既存構造物の全体損傷の同定に関して, 構造工学論文集, Vol. 38B, pp.177-188.
- 21) 藤田佳広 (1995): 被災建築物の補修・補強 S 造の補修・補強の一般的手法, 建築防災, Vol.212, pp.12-17.
- 22) 松岡昌志, 翠川三郎, 他 (1996): 兵庫県南部地震における N T T 建物の地震記録について (その 4), 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.549-550.
- 23) 八木貞樹, 藤田佳広, 他 (1996): 中破以上の被害を生じた鉄骨造建物の補修・補強, 建築技術, 1996.5, pp.86-91.
- 24) 横田治彦, 田村和夫, 他 (1995): 1995 年兵庫県南部地震における S R C 造被災建物の動特性 (その 1: 被災状況と地盤・建物の卓越振動数), 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.71-72.

3章 ニューラルネットワークを用いた損傷検出手法

3.1 序

この章では、2章に示されたような建物における損傷を振動測定を通じて検出するための新しい手法を提案し、数値シミュレーション、ならびに実建物における測定結果への適用を通じて提案手法の有効性についての検討をおこなった結果について述べる。

この章で提案する損傷検出手法は、1章で述べたグローバル検出の内、2章の実被災例において典型的に見られるような損傷に対して、層を単位としたある程度の定量的評価まで可能とすることを目的としている。

ここで提案する手法の最大の特徴は、ニューラルネットワークを応用していることにある。ニューラルネットワークは、近年新たな信号処理技術として注目されており、システム同定の分野でもさまざまな応用研究が行われている。例えば、Masri ら [Masri et al. 1993] は、ニューラルネットワークが損傷検出の基本となるシステム同定能力に優れていることを示した。Sato ら [Sato et al. 1997] は、カルマンフィルターとニューラルネットワークを組み合わせることにより、ノイズの存在に対しても安定性の良いシステム同定が可能となることを示した。また、水野ら [水野, 他 1998] は、線形モデルのみならず弾塑性モデルにおいてもニューラルネットワークが優れた同定能力を有することを示した。

ニューラルネットワークを用いた損傷検出に関する代表的な研究としては、Ghaboussi ら [Ghaboussi et al. 1994] によるもの、Elkordy ら [Elkordy et al. 1993] によるもの、Szewczyk ら [Szewczyk et al. 1994] によるものなどがある。これらの研究では、仮定した損傷状態に基づきニューラルネットワークの学習を行なうなど、損傷検出の対象となる系の力学的構造や動特性に関する詳細な事前情報が必要であり、この事前情報の精度が検出精度に直接影響を与えてしまう点が一つの問題点であると考えられる。

ここで提案する損傷検出手法は既往のニューラルネットワークを用いた研究と異なり、対象となる系に関する事前情報を必要としないという特徴を有する。

提案手法では、まず、モニタリング対象となる構造物の健全な状態において観測された応答を用いてニューラルネットワークの学習を行い、引き続いて、学習後のニューラルネットワークの出力値と損傷検出対象構造物の応答の差分をモニターすることで損傷検出を行おうというものである。

本論では、線形系・非線形系についての数値シミュレーション、ならびに地震被害を受けた実構造物で得られた測定結果に対する適用例を通じて、この提案手法の損傷検出手法としての有効性についての検討を行う。

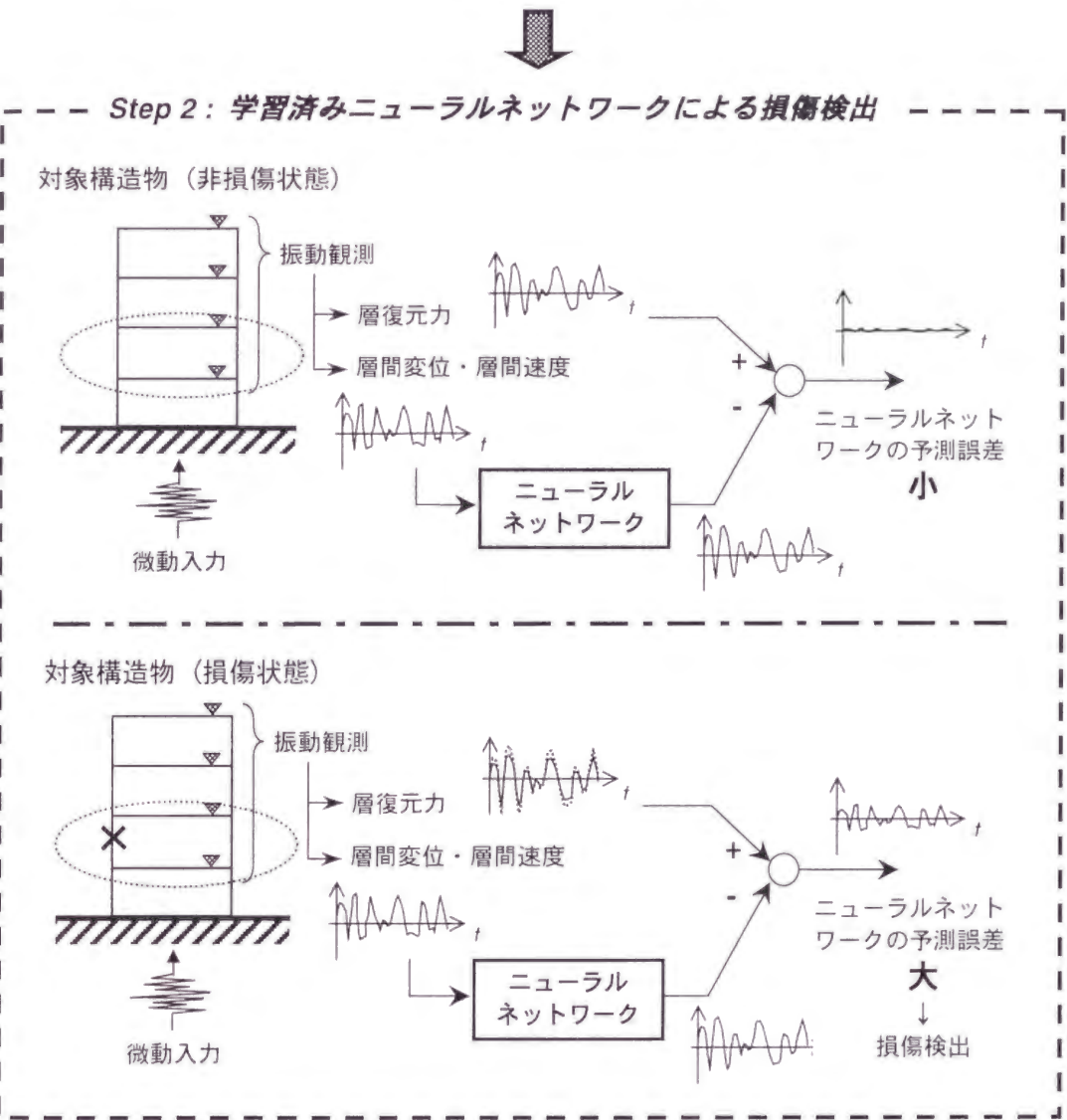
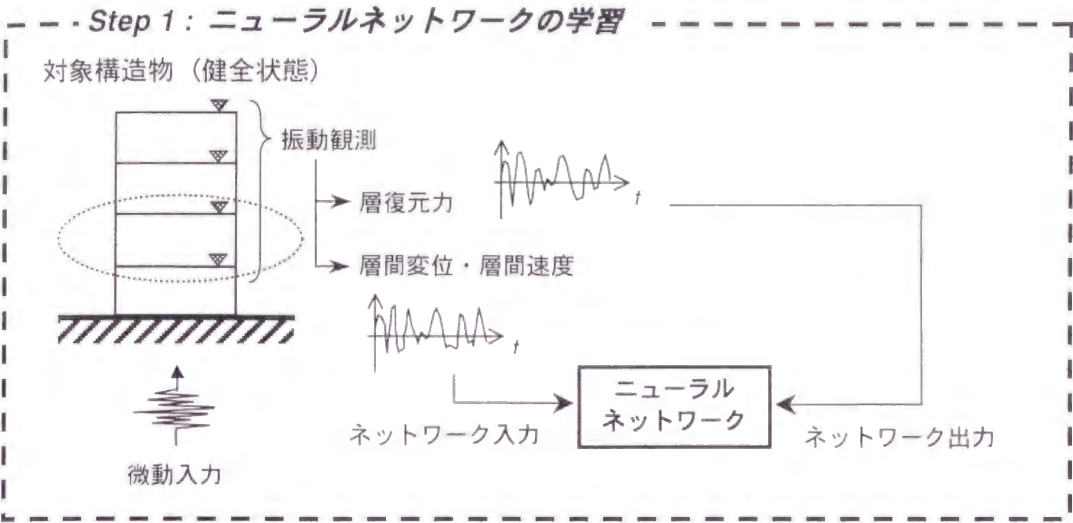


図 3.1 ニューラルネットワークを用いた損傷検出手法の概念図

3.2 手法の概要

図 3.1 にここで提案する手法の概念図を示す。手法は大きく分けて二つの段階から構成される。すなわち、ニューラルネットワーク（以下、ネットワークと略する）の学習と、学習したネットワークによる損傷検出である。

ここでは、多層構造物において層単位の損傷検出を行うことを目指しており、各層ごとに独立のネットワークを構成するものとしている。

まず、図中上側（Step1）に示したように、学習段階では、損傷を受けていない構造物における観測データを用いてネットワークの学習を行う。ネットワークの入力としては構造物の層間変位と層間速度を用い、出力には層復元力を用いる。これは、層復元力を層間変位と層間速度の関数とみなし、この関数関係をネットワークに学習させることを意図したものである。ネットワークの詳細な構造、学習方法等については次節以降で述べる。

なお、2 章でも触れたように、「復元力」は本来の学術的用語としては変位のみに関係する量を意味するものであるが、ここでは、慣性力とつりあう内力をまとめて「復元力」として表記するものとする。これは、慣性力(あるいは外力)とつりあう内力を、変位及び速度を変数とする一つの関数として捉えようという考え方をわかりやすく表現するため、このような表現を用いたものである。

適当な学習過程を経た後、ネットワークは構造物の「層間変位・速度－復元力関係」と等価な挙動を示すようになる。

次に、図中下側（Step2）に示した検出段階では、ネットワークは学習時と同様に構造物から観測されるデータ（層間変位・速度）を入力として与えられ、学習結果に基づく「出力」を出す。このネットワークからの「出力」は、構造物からの「出力」、すなわち層復元力と比較される。（ここで括弧付きとしたのはいわゆる構造物の応答を議論する際の入出力ではなく、ネットワークの出力に対応する「出力」であることを明確にするためである）

もし、ネットワークの学習が十分に行われており、かつ構造物の特性に変化がなければこの二つの「出力」は等価なものとなり、「出力」差、すなわちネットワークの予測誤差は極めて小さいはずである。一方、もし構造物が損傷等を受け、その特性に変化が生じた場合、これら二つの「出力」には差が生じるはずである。すなわち、損傷を受ける前と比較するとネットワークの予測誤差が大きくなることが期待できる。

このネットワークの予測誤差により、構造物の健全な状態からの偏差が定量的に評価可能であると考えられる。つまり、損傷検出が可能となるわけである。図 3.2 には、損傷による復元力変化の観点から損傷検出の原理を概念図として示す。

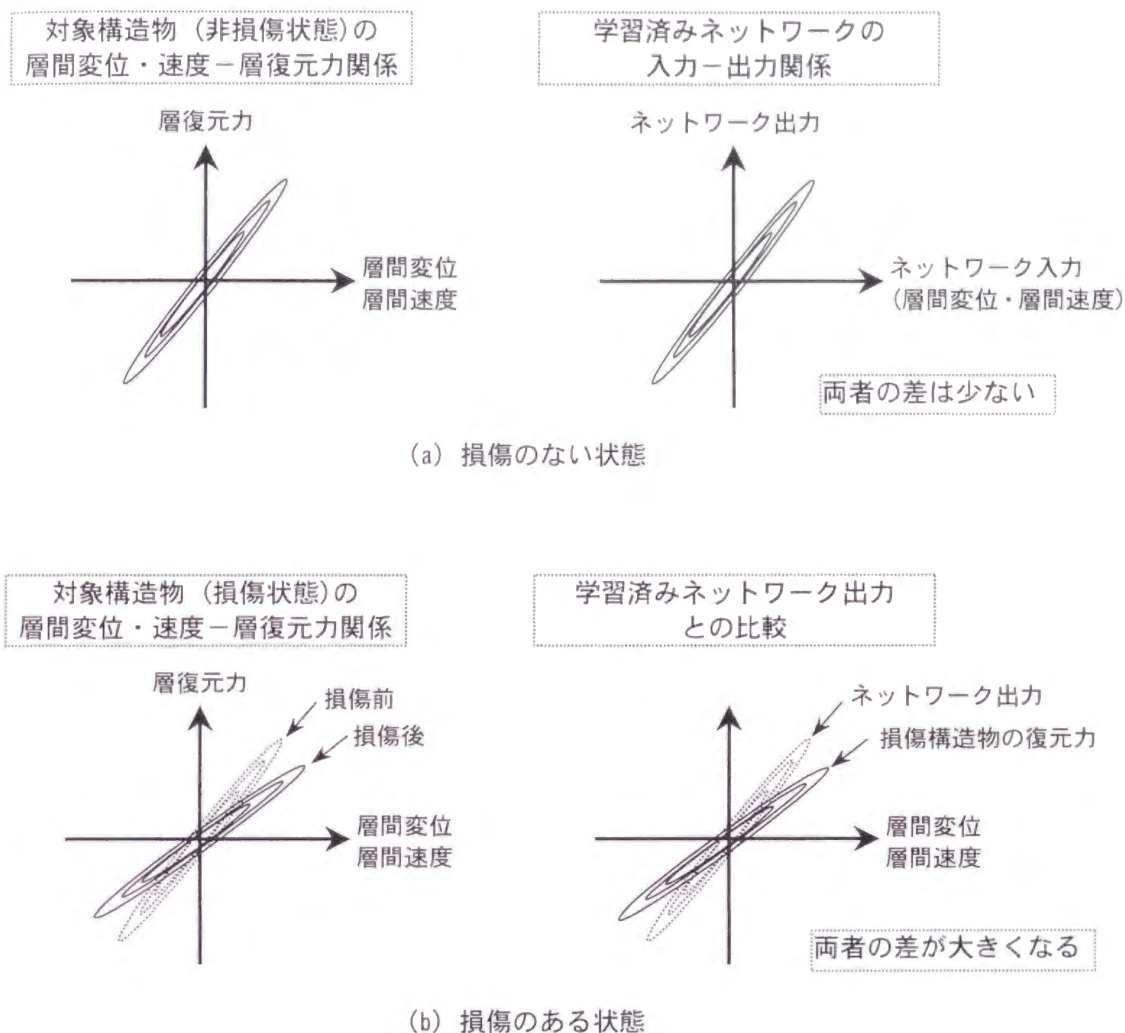


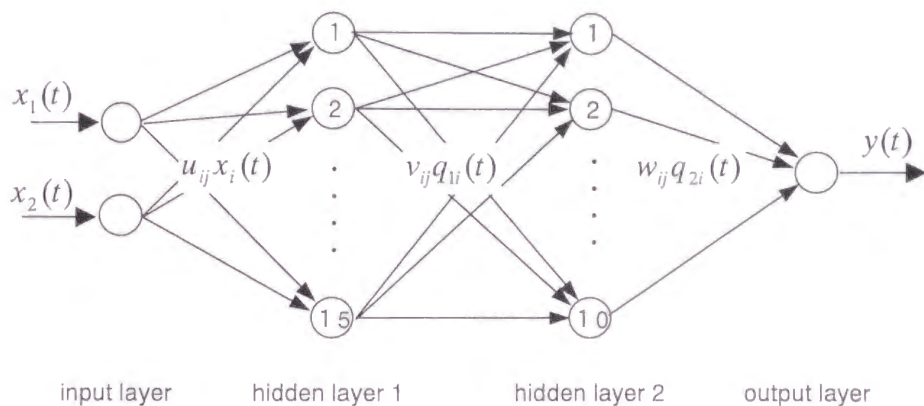
図 3.2 ニューラルネットワークによる損傷検出原理の概念図

このように、構造物の特性変化、すなわち損傷が、この「出力」差を観測し続けるだけで把握可能であるという簡便性がこの手法の特徴である。

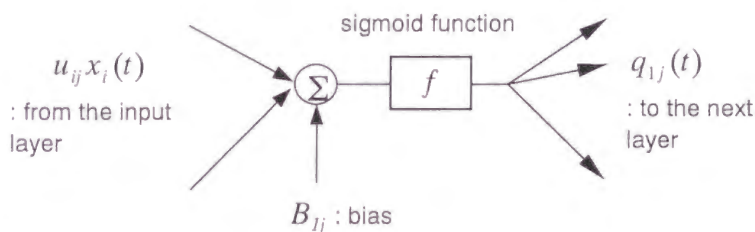
3.3 ニューラルネットワークの構造

ここで用いたニューラルネットワークの構造を図 3.3 に示す。このネットワークは、2つの入力と1つの出力を持つ3層のフィードフォワードネットワークである。

一番目の隠れ層は15のノードを持ち、2番目の隠れ層は10のノードを持つ。ニューラルネットワークの構造を決定する際には、層数と各層のノード数をどう決めるかが問題となるが、この方法については未だ合理的な決定方法は確立されておらず、ネットワークの使用目的に応じて試行錯誤的に決定されているのが現状である。ここでは、線形系のみならず後述する非線形系の挙動を学習するに十分な数として、既往の研究[Masri et al, 1993]において経験的に設定されたものを採用している。



(a) ネットワークの全体構造



(b) 各ノードにおける接続 (hidden layer 1, j 番目ノードにおける例)

図 3.3 ニューラルネットワークの構造

ネットワークの入力変数としては構造物の層間変位と層間速度を用い、出力変数には層復元力を用いる。層間変位・層間速度・層復元力は各時刻ごとの値として与える。

時刻 t における 2 つのネットワーク入力を $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ (それぞれ、層間変位と層間速度である)、 i 番目の入力と 1 番目の隠れ層 j 番目のノード間の重み付け係数を u_{ij} とすると、1 番目の隠れ層の j 番目のノード入力 $p_{1j}(t)$ は以下のように求められる。

$$p_{1j}(t) = \sum_{i=1}^2 u_{ij} x_i(t) + B_{1j} \quad (j = 1, 2, \dots, 15) \quad (3.1)$$

ここに、 B_{1j} は定数である。

同様に、1 番目の隠れ層の i 番目のノード出力を $q_{1i}(t)$ 、1 番目の隠れ層の i 番目ノードと 2 番目の隠れ層 j 番目のノード間の重み付け係数を v_{ij} とすると、2 番目の隠れ層 j 番目のノード入力 $p_{2j}(t)$ は以下のように求められる。

$$p_{2j}(t) = \sum_{i=1}^{15} v_{ij} q_{1i}(t) + B_{2j} \quad (j = 1, 2, \dots, 10) \quad (3.2)$$

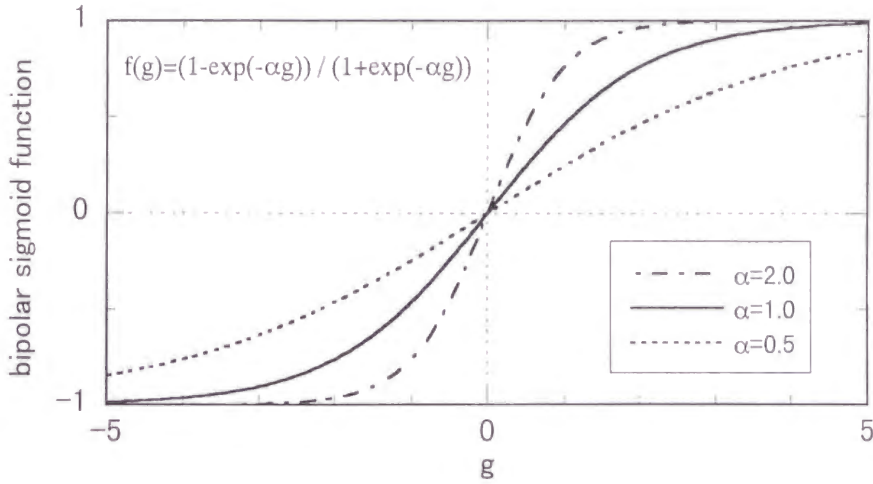


図 3.4 バイポーラシグモイド関数

ここに、 B_{2j} は定数である。

最後に、2 番目の隠れ層の i 番目のノード出力を $q_{2i}(t)$ 、2 番目の隠れ層の i 番目ノードとネットワーク出力間の重み付け係数を w_i とすると、出力層のノード入力 $p_3(t)$ は以下のように求められる。

$$p_3(t) = \sum_{i=1}^{10} w_i q_{2i}(t) + B_3 \quad (3.3)$$

ここに、 B_3 は定数である。

ネットワーク出力は構造物の層復元力と等価な値となることから、正負の両符号をとることが必要とされる。そこで、出力が正負の両符号をとることが可能なように、下に示すバイポーラシグモイド関数を各ノードでの入出力関数として用いる。

$$f(g) = \frac{1 - \exp(-\alpha g)}{1 + \exp(-\alpha g)} \quad (3.4)$$

ここに、 α はシグモイド関数の形状を決定する定数である。図 3.4 に、異なる α の値に対する(3.4)式のグラフをプロットしたものを例示する。

各隠れ層のノード入出力関係は以下のように表される。例えば、1 番目の隠れ層の i 番目のノードにおいては、

$$q_{1i}(t) = \frac{1 - \exp(-\alpha p_{1i}(t))}{1 + \exp(-\alpha p_{1i}(t))} \quad (3.5)$$

2 番目の隠れ層の i 番目のノードにおいては、

$$q_{2i}(t) = \frac{1 - \exp(-\alpha p_{2i}(t))}{1 + \exp(-\alpha p_{2i}(t))} \quad (3.6)$$

出力層のノードにおいては、

$$y(t) = \frac{1 - \exp(-\alpha p_3(t))}{1 + \exp(-\alpha r_3(t))} \quad (3.7)$$

となる。

ネットワークは、与えられた入力 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ に対して、(3.1)式から(3.7)式に従って得られる値 $y(t)$ を出力する。この出力が、与えられた学習対象の層復元力（教師信号） $\hat{y}(t)$ と等しくなるように各隠れ層間の重み付け係数、 u_{ij} 、 v_{ij} 、 w_i 、ならびにバイアス定数 B_{1j} 、 B_{2j} 、 B_3 を決定することがネットワークの学習作業である。

3.4 ニューラルネットワークの学習

ここでは、ニューラルネットワークの学習は adaptive random search アルゴリズム（以下、ARS と略する）により行う。このアルゴリズムはランダム探索に基づく最適化手法で、最適値探索の過程における分散の値をステップごとに最適化することで、収束速度を大幅に改善したものである。

[Masri et al. 1980]

図 3.5 にアルゴリズムをフロー図にしたものを示す。ここでは一般的な未定係数決定法として、アルゴリズムの説明を行う。

j 個の未知パラメータ p_1, p_2, \dots, p_j からなる評価関数 θ を考える。 θ は p_1, p_2, \dots, p_j の陽な関数として表され、 p_1, p_2, \dots, p_j の各値を与えることで θ の値が一意に決定されるものとする。ここでの目的は、評価関数の値を最小にするような各パラメータの値を求めることである。その手順は以下のとおりである。

- (1) 始めに、適当な j 個の値を p_1, p_2, \dots, p_j に代入して、評価関数 θ を初期化する。すなわち、ここで得られた θ の値を初期の最適解とする。
- (2) k 個の分散値を設定する。この分散値はランダム探索をする際の範囲として用いられる。
- (3) 分散値を 1 番目の値にセットして、 j 個の乱数を発生し、これらを p_1, p_2, \dots, p_j の現在の値に加えて θ の値を求める。
- (4) (3) を l 回繰り返す。
- (5) 分散値を次の値にセットして、(3)～(4)を繰り返す。従って、合計 $k \times l$ 個の θ の値が求められる。
- (6) (3)～(5)で求めた $k \times l$ 個の θ のうち値が最小のものを選り、この値を得た際にセットされていた分散値を次のステップで用いる値として設定する。

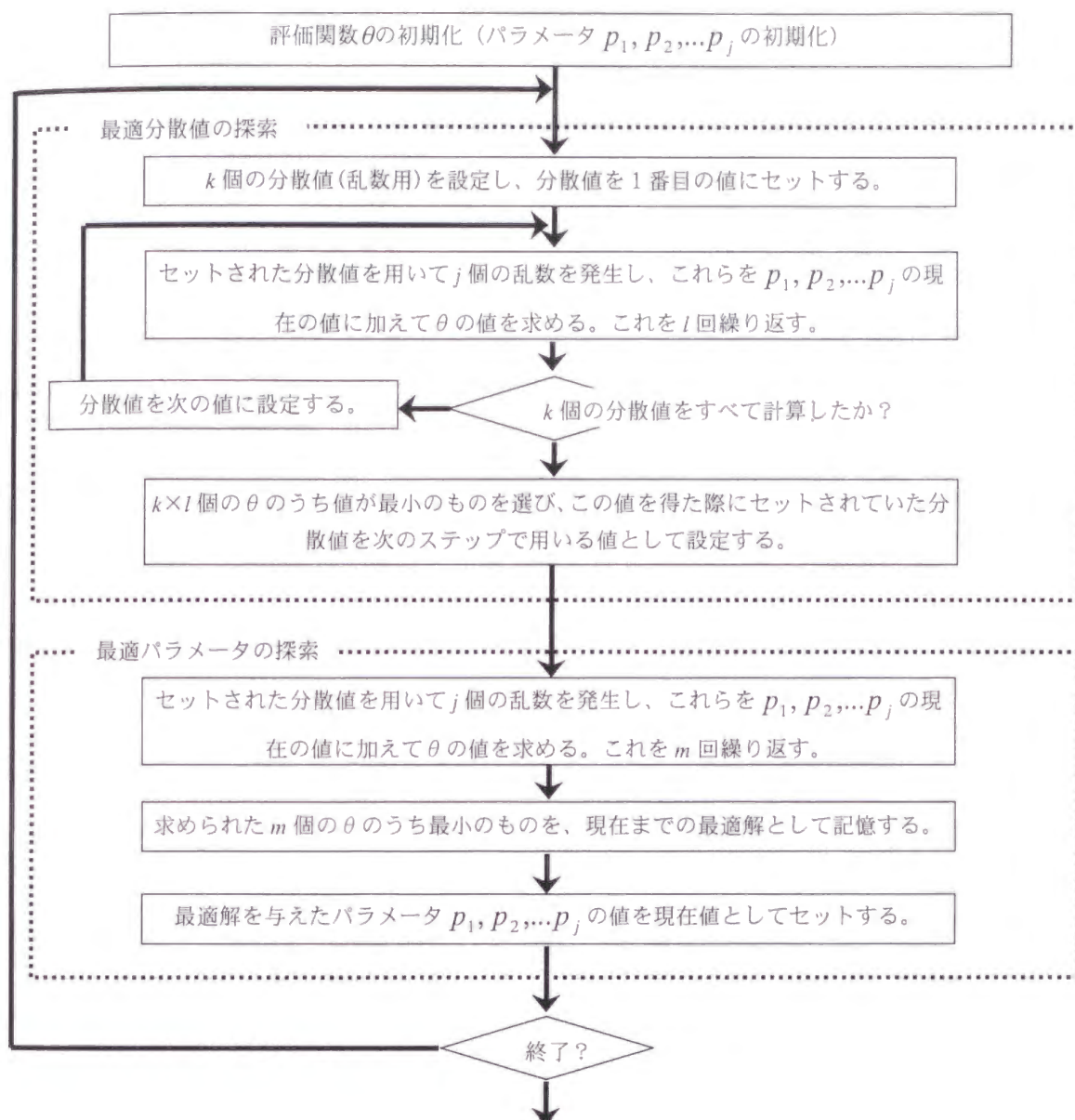


図 3.5 adaptive random search アルゴリズムフロー概要図

- (7) (6)で設定された分散値を用いて、 m 回 θ の評価を行う。すなわち、 j 個の乱数を発生し、これらを p_1, p_2, \dots, p_j の現在値に加えて θ の値を求める作業を m 回繰り返し、 m 個の θ の値を求める。
- (8) (7)で求められた m 個の θ のうち値が最小のものを、現在までの最適解として記憶する。
- (9) (8)の最適解を与えたパラメータの値を現在値としてセットし、(2)～(8)を繰り返す。この際、前回までの最適解の値（1回目は(1)でセットした初期値を用いる）と、今回得た最適解の値を比較し、前回までの最適解のほうが値が小さい場合、パラメータの更新は行わず

(2)に戻る。

(10) (2)～(9)のループをあらかじめ設定された回数 n だけ実行したところで止めるか、もしくは最適解の値があらかじめ設定された目標値を下回ったところで止める。

以上の作業により、 θ を最小とするパラメータセットが求められる。アルゴリズム中で用いる繰り返し回数に関するパラメータ k, l, m, n は、目的に応じて適当に設定する。

本論の例では、未知パラメータ p_1, p_2, \dots, p_j は各隠れ層間の重み付け係数、 u_{ij}, v_{ij}, w_i ならびにバイアス定数 B_{1j}, B_{2j}, B_3 であり、評価関数は学習中のネットワーク出力 $y(t)$ と、教師信号となる層復元力 $\hat{y}(t)$ との差 $|y(t) - \hat{y}(t)|$ となる。前節で述べたとおり、ネットワークへの入力 $x_1(t), x_2(t)$ と教師信号 $\hat{y}(t)$ は各時刻ごとに与えられることから、学習用データセットは複数の時刻において得られた $x_1(t), x_2(t), \hat{y}(t)$ のセットとなる。すなわち、時刻 t_1, t_2, \dots, t_n において得られた $x_1(t_i), x_2(t_i), \hat{y}(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) が学習データセットとなり、これに対して評価関数は、

$$\theta = \sum_{i=1}^n |y(t_i) - \hat{y}(t_i)| \quad (3.8)$$

として与えられる。

以上に示されるように、ARSによる学習方法では多数の乱数による評価関数の計算を伴う。このため、多層ニューラルネットワークの学習によく利用される誤差逆伝搬（バックプロパゲーション）学習（例えば、[矢川 1992]）と収束速度で比較した場合、一般的にARSは誤差逆伝搬学習に劣ると考えられる。しかしながら、誤差逆伝搬学習と異なり、ARSでは理論上局所最小値に捕らわれることがなく、初期値の値に関わらずより最適な値に収束することが可能であるという特徴を有する。

3.5 線形系モデルによる数値シミュレーション

本論で提案する手法の有効性を確認するため、まず線形1自由度系を対象とした数値シミュレーションに基づき検討を行う。

3.5.1 シミュレーションモデル

線形系モデルの概要を図3.6に示す。この系は線形剛性 k と線形粘性減衰 c を持つ1自由度系である。質量 m 、剛性 k 、減衰 c は図中に示されたとおりであり、固有周期は約0.4秒、減衰定数は約5%となっている。モデルへの入力としては、平均0、分散1.0のガウスホワイトノイズで模擬した常時微動を質点系の基礎に与えるものとした。図3.7に基礎入力波、質点系モデルの加速度応答波形、速度応答波形、変位応答波形の例をそれぞれ示す。

ネットワークへの入力は前述したように、層間変位と層間速度(ここでは1質点系であるので、それぞれ、質点と基礎との相対変位、相対速度となる)を用い、出力としては層復元力、

$$g(x,\dot{x}) = p - m\ddot{x} = kx + c\dot{x}$$

(3.9)

を用いる。 x は質点と基礎との相対変位を表す。

3.5.2 ネットワークの学習

まず、学習データの長さと学習結果の関係について基本的な検討を行う。

サンプリング周波数20Hzで1秒分((3.8)式における $n=20$)と10秒分(同じく $n=200$)の2つの学習データセットを用意する。すなわち、それぞれの時間長の模擬入力波を作成し、モデルの応答計算を行って応答加速度・速度・変位を求める。前者の時間長は、モデル固有周期の約2周期分、後者は約20周期分に相当する。

それぞれの学習セットに対して、20個の異なる初期値についてARSを用いた学習を行った。ここ

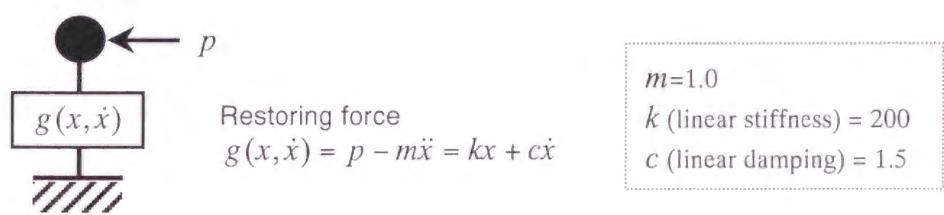


図 3.6 1 自由度線形系シミュレーションモデル

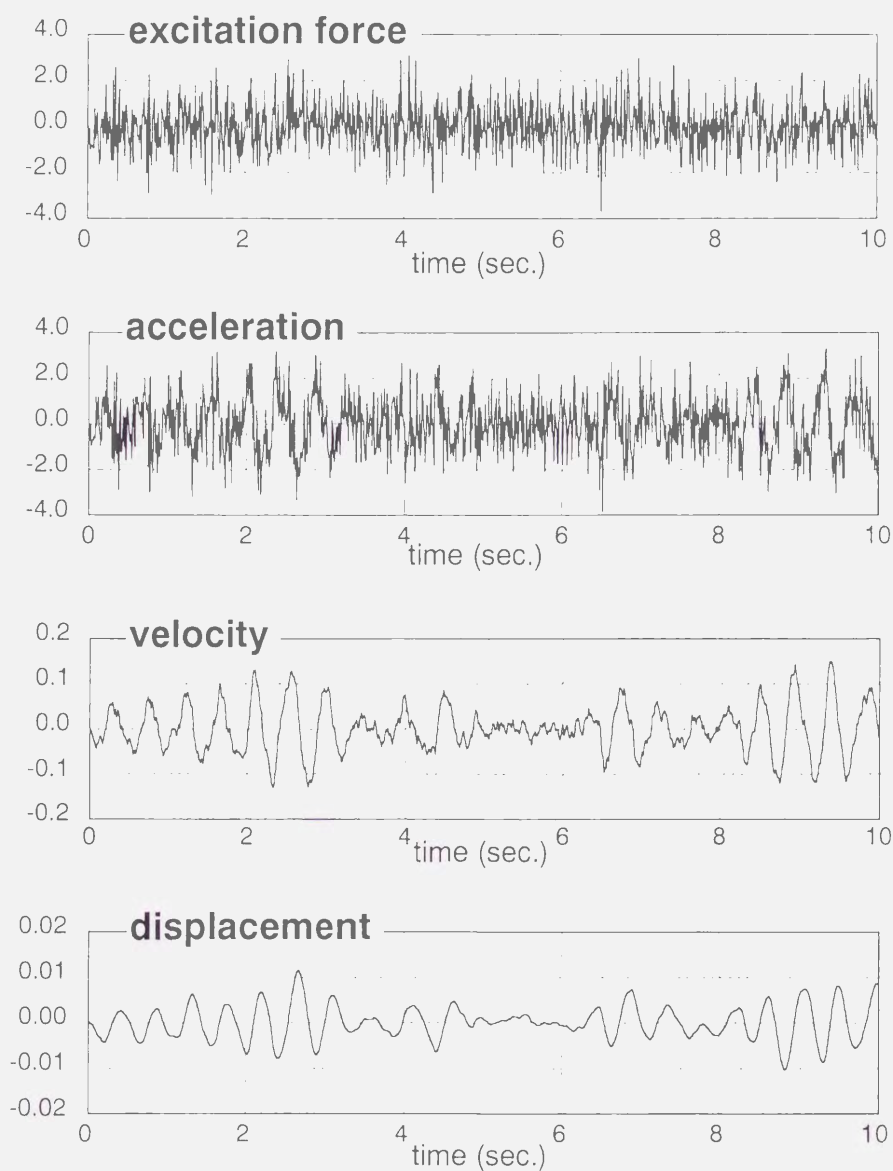


図 3.7 1 自由度線形モデル応答波形の例

で用いた A R S のパラメータ (3.4 節に示した k, l, m, n) を、表 3.1 に示す。ここでは、設定した回数だけ A R S のループを繰り返した時点で学習の終了とした。すなわち、与えた初期値によって異なる学習成果が得られる。

学習結果の評価を行うため、評価用データセットをネットワークに与えて得られるネットワーク出力と評価用データセットの層復元力 (学習対象データ) との差の二乗平均値 (root mean square、以下 RMS と略する) の層復元力の RMS 値に対する比を求めた。すなわち、

表 3.1 採用した A R S パラメータ

ARS パラメータ	k	l	m	n	α^*
設定値	7	100	400	40	1.0

* α はシグモイド関数の形状決定パラメータである。

$$R = \sqrt{\sum_{i=1}^n |y(t_i) - \tilde{y}(t_i)|^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^n |\tilde{y}(t_i)|^2} \tag{3.10}$$

ただし、 $y(t)$ は評価用データセットの入力をネットワークに与えて得られるネットワーク出力、 $\tilde{y}(t)$ は評価用データセットの層還元力、 n は時間軸上のデータ個数を示す。

評価用データセットとしては、学習データそのものと、学習データとは異なるホワイトノイズ（ただし、平均と分散は学習データと同じ）をモデルに入力して得られる応答（非学習データセット）の両方を用いる。

図 3.8 と図 3.9 に $n=20$ と $n=200$ のそれぞれの学習データセット長に対する学習結果（学習済みネットワークの出力誤差）を示す。図の縦軸は (3.10) 式の RMS 比であり、横軸は異なる 20 個の初期値に対するケースを示す。図中、点線は学習に用いたデータセットそのものに対する学習済みネットワークの出力誤差を、実線は非学習データセットに対する学習済みネットワークの出力誤差を示す。

これらの図から、いずれの学習データセット長においても、初期値により学習結果にばらつきを生じ、学習データそのものに対しては、 $n=20$ と $n=200$ いずれのケースでも RMS 比で 0.01～0.04 程度の誤差を示している。一方、非学習データセットに対しては、 $n=20$ のケースのほうが出力誤差が全体に大きいことがわかる。つまり、 $n=200$ のケースのほうが、学習データセットと非学習データセットに対する出力誤差の差が小さく、より汎化した学習結果が得られていることを示している。

図 3.8 と図 3.9 の結果を値の小さなものから順に並べ直したものを図 3.10 と図 3.11 に示すが、これらの図から、このネットワーク学習の汎化性の差がより明らかに読み取れる。すなわち、 $n=20$ のケースでは、学習データセットに対する出力誤差と非学習データセットに対する出力誤差の差は、学習の初期値に関わらず、RMS 比にして 0.03～0.04 の値を示しているのに対して、 $n=200$ のケースでは 0.01 程度に収まっていることがわかる。

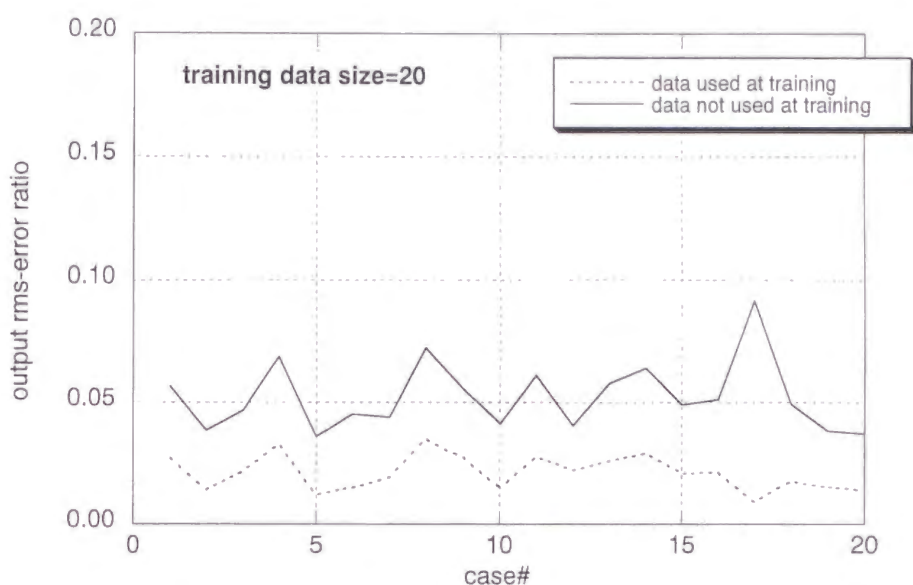


図 3.8 学習済みネットワークの出力誤差（学習データセット長=20 の場合）

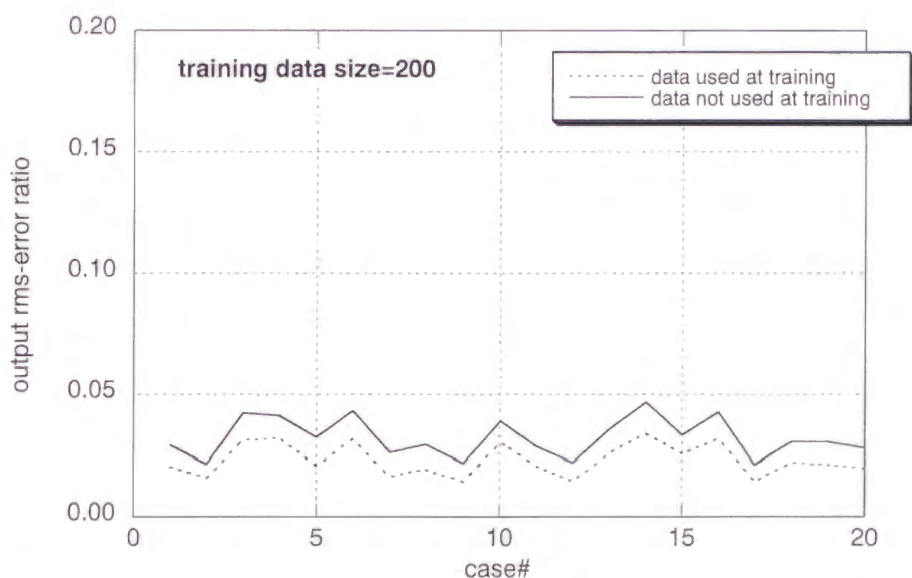


図 3.9 学習済みネットワークの出力誤差（学習データセット長=200 の場合）

ここで注目すべきなのは、 $n=20$ と $n=200$ の両ケースにおいて、学習データセットそのものに対する出力誤差にはほとんど差がない点である。つまり、与えられたデータセットへの適合はいずれのケースでも同等に達成されており、もっとも小さな RMS 比を示したケースではその値はいずれも 0.01 程度の小さな値を示している。すなわち、前述の汎化性の不足をもたらしたのは学習方法ではなく、与えたデータセットそのものにあるということがわかる。ここに、ネットワークの学習に際して学習データの選択に配慮する重要性が示される。つまり、学習対象の一般性を充分備えた学習データセット

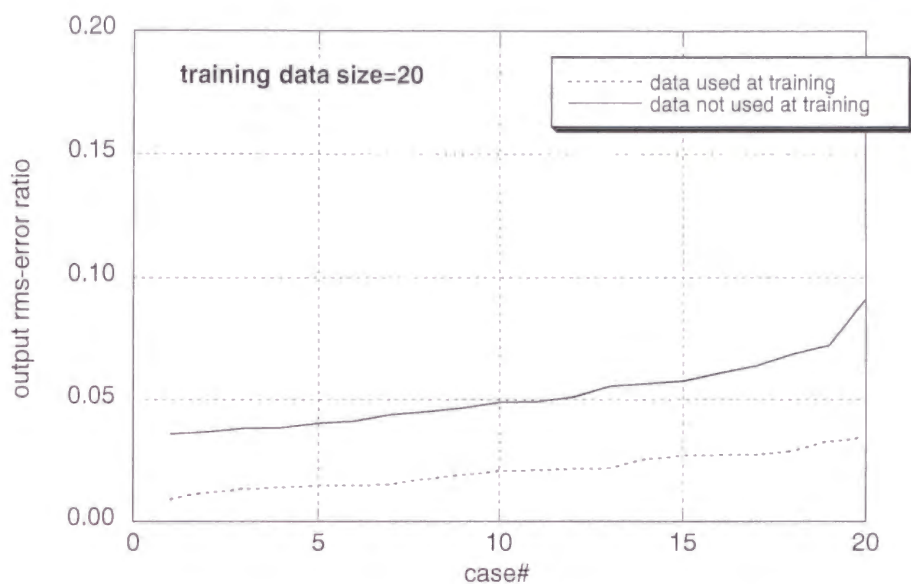


図 3.10 学習済みネットワークの出力誤差（学習データセット長=20 の場合：誤差の小さい順）

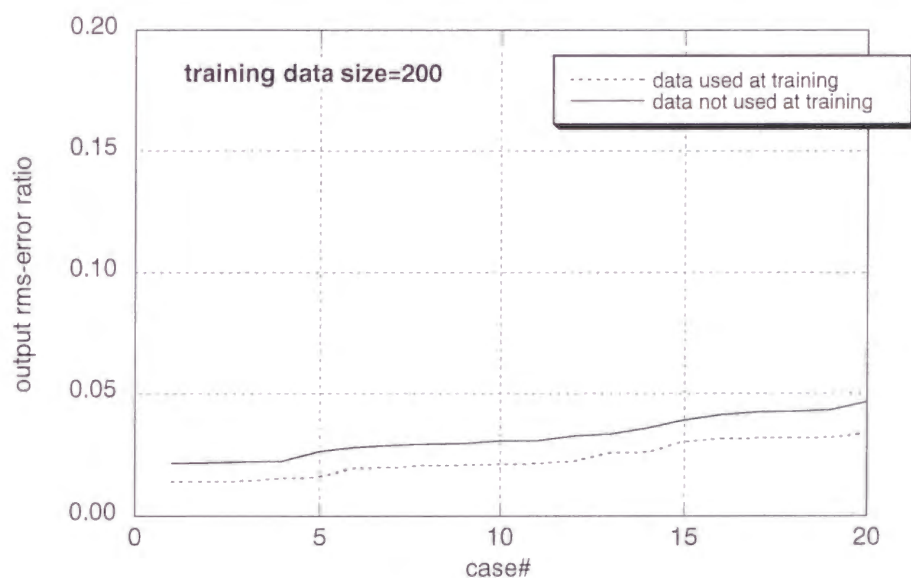


図 3.11 学習済みネットワークの出力誤差（学習データセット長=200 の場合：誤差の小さい順）

を選択することが重要であり、ここではモデルの固有周期に対して十分な長さのデータを選択することが重要であることが示されている。

あらためて $n=200$ のケースにおける学習結果を整理すると、20 個の異なる初期値について、最も小さな出力誤差を示したものは、学習データセットに対して RMS 比 0.014、非学習データセットに対して 0.021、最も大きな出力誤差を示したものは、学習データセットに対して 0.034、非学習データセットに対して 0.047 となっており、その平均値は、学習データセットに対して 0.023、非学習データセッ

表 3.2 1 自由度線形系損傷モデル設定パラメーター一覧

設定モデル		剛性 (k)	減衰 (c)
非損傷	A	200	1.5
損傷 (剛性低下)	B	180 (-10%)	1.5
	C	190 (-5%)	1.5
	D	196 (-2%)	1.5
損傷 (減衰増加)	E	200	2.25 (+50%)
	F	200	1.80 (+20%)
	G	200	1.62 (+10%)

トに対しては 0.032 となっている。

3.5.3 学習済みネットワークによる損傷検出

次に、学習済みネットワークの損傷検出能力について検討を行う。ここでは、構造物の様々な損傷程度を想定した応答シミュレーション結果を学習済みネットワークに与えて、その出力誤差と構造物の損傷程度との関係について調べる。

想定した損傷ケースは、非損傷のケースを含めて、異なる損傷レベルを想定した 7 ケースである。表 3.2 に各ケースにおけるモデル設定パラメータの一覧を示す。ケース A は非損傷の場合である。B から D の 3 ケースは剛性のみをそれぞれ 10%・5%・2%低下させたものであり、E から G の 3 ケースは減衰のみを 50%・20%・10%増加させたものである。想定した損傷モデルの減衰変化率を剛性変化率より大きくしたのは、ここで対象としている線形系の減衰が小さく、減衰の変化が系の応答に与える影響が小さいため、ネットワークによる検出が厳しい条件にあることを考慮したためである。また、剛性もしくは減衰のみを変化させるという想定は、物理的な現象を根拠としているものではなく、異なる種類のパラメータ変化であっても同等に検出が可能であることを、数値シミュレーションにおいて検証することを目的として設定したものである。

これら 7 つのケースについて、学習データとは異なるホワイトノイズ（ただし、平均と分散は学習データと同じ）をモデルに入力して得られる応答を求め、得られた結果を学習済みのネットワークに入力し、ネットワークの出力と損傷モデルの層復元力との差、すなわちネットワークの出力誤差を求めた。

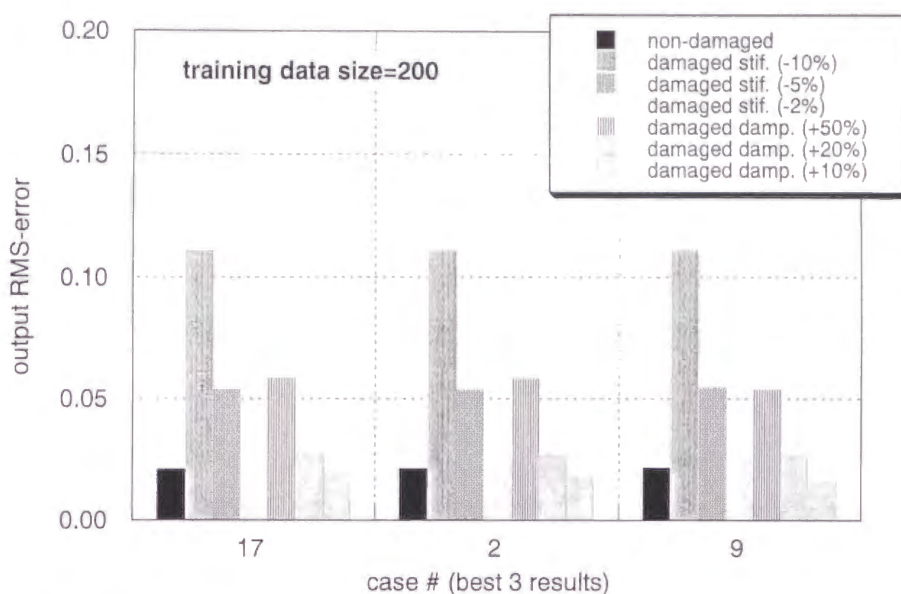


図 3.12 学習済みネットワークによる損傷検出結果（線形モデル）

表 3.3 ネットワークの出力誤差（非損傷に対する比率）

設定モデル		case #17	case #2	case #9
非損傷	A	1.00	1.00	1.00
損傷 (剛性低下)	B (-10%)	5.24	5.18	5.09
	C (-5%)	2.55	2.51	2.51
	D (-2%)	1.23	1.24	1.18
損傷 (減衰増加)	E (+50%)	2.78	2.73	2.48
	F (+20%)	1.32	1.28	1.22
	G (+10%)	0.93	0.87	0.74

学習過程でより小さな出力誤差を示したネットワークの方が検出能力が高いと予想されることから、ここでは前節に示した、学習データセット長 $n=200$ において 20 個の異なる初期値から得られたネットワークのうち、非学習データセットに対して小さな出力誤差を示した方から 3 番目までのネットワークに対して評価を行った。

結果を図 3.12 ならびに表 3.3 に示す。図の縦軸は出力誤差の RMS 比 ((3.9) 式の値) を示し、3 つのネットワークに対する 7 つのケースについての結果を棒グラフで示す。

図から、最良の学習結果を示したネットワークでは、剛性が 10% 低下したケースに対して出力誤差 RMS 比が損傷前(非損傷モデル)の 0.02 から 0.11 へと増大しており、同様に剛性の 5%・2% 低下に対

してもそれぞれ 0.055・0.025 へと増加していることがわかる。また、同じく減衰が 50%・20%・10% 変化したケースに対してそれぞれ 0.06・0.028・0.02 の出力誤差を示している。

これらの出力誤差の増大は、検出対象モデルが損傷を被ることにより、ネットワークが学習した非損傷モデルとは異なる動特性をしめすことからもたらされるものである。すなわち、この出力誤差の増大を観察することにより、検出対象モデルの損傷を検出することが可能となる。

減衰の 10% 変化については非損傷の場合との差が極めて小さくほとんど検出不可能となっているが、その他のケースについては損傷程度に対応してネットワークの出力誤差が増加していることがわかる。すなわち、このネットワークが系の損傷を定量的に検出評価する機能を果たしていることが示されている。

このように、剛性の 5% 程度以下という小さな変化でさえ、ネットワーク出力誤差の増加という形で検出可能であることは、数値シミュレーション上の結果にすぎないとはいえ、この手法の検出感度が高いことを示しているものである。

3.6 非線形系モデルによる数値シミュレーション

ニューラルネットワークの最大の利点は非線形系への適応能力にある。この節では、提案手法の非線形系への適応性について数値シミュレーションにより検討を行う。

3.6.1 シミュレーションモデル

ここでは、非線形系モデルとして、無履歴非線形系のベンチマークモデルとして代表的な Duffing 振動系を 1 自由度系として用いる。図 3.13 にモデルの概要を示す。この系の復元力は次式で与えられる。

$$g(x,\dot{x}) = ax + bx^3 + c\dot{x} \tag{3.11}$$

質量 m 、線形剛性 a 、非線形剛性 b 、線形減衰 c は図中に示されたとおりであり、この系の微小振幅における周期は約 1 秒、減衰比は約 10% である。

この系に、線形系の場合と同様に、ガウスホワイトノイズで模擬した常時微動を質点系の基礎に入力した場合の応答を求めた。入力の振幅は系が十分な非線形領域に入る程度の大きさに設定した。図 3.14 には得られた応答復元力を層変位と層速度に対してそれぞれプロットした例を示す。図から、系が強非線形領域の応答を示していることが分かる。

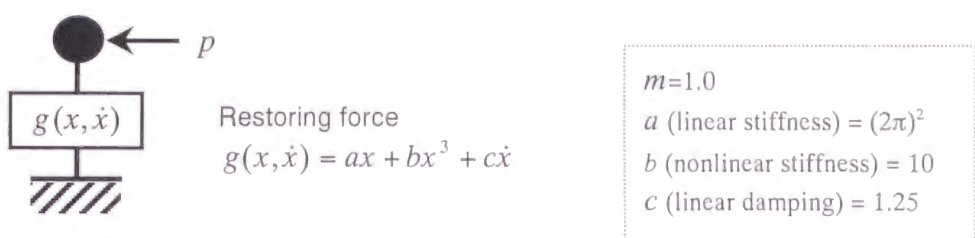


図 3.13 1 自由度非線形系シミュレーションモデル (Duffing 振動系)

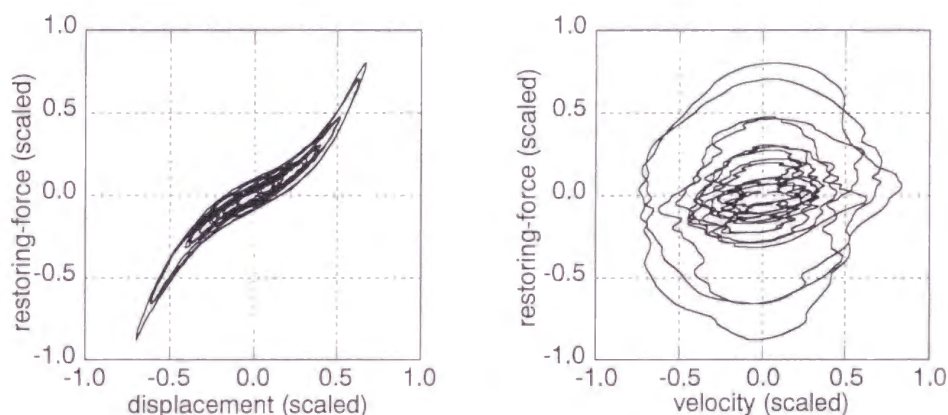


図 3.14 1 自由度非線形モデルの復元力-変位・速度関係

3.6.2 ネットワークの学習

この節で用いるネットワークは、前節までに述べたものと全く同じ構造、すなわち層数・ノードの個数・ノード入出力関数を有するものである。また、学習も同様にARSにより行い、ARSのパラメータも前節と同じものを用いている。

学習データセット長は、サンプリング周波数 20Hz で 10 秒分 ((3.8)式における $n=200$) とした。

線形系の場合と同様、異なる 20 個の初期値に対して得られた学習結果の出力誤差の RMS 値 ((3.9)式の値) を図 3.15 に示す。図中には学習に用いたデータセットと、非学習データセットに対する出力誤差の RMS 値をそれぞれ点線と実線で示す。横軸は異なる初期値に対するケースを示している。また、図 3.16 に、結果を RMS 値の小さなものから順に並べ直したものを示す。

線形系の場合と比較すると、学習後のネットワークが明らかに大きな出力誤差を示していることが分かる。最良の結果を示したものでさえ、学習データセットに対して 0.05、非学習データに対して 0.04 弱の出力誤差を示している。一方、学習データセットに対する出力誤差と非学習データセットに対す

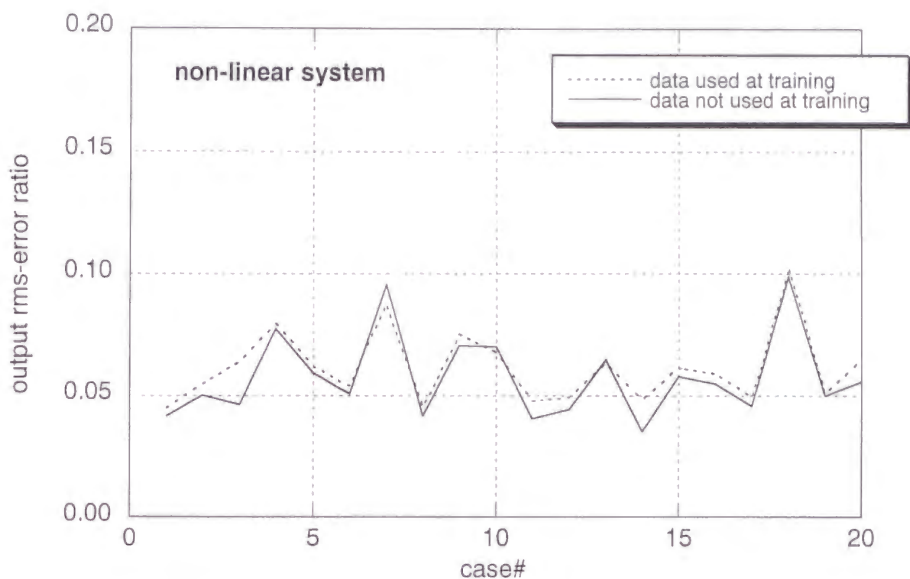


図 3.15 学習済みネットワークの出力誤差（1 自由度非線形モデル）

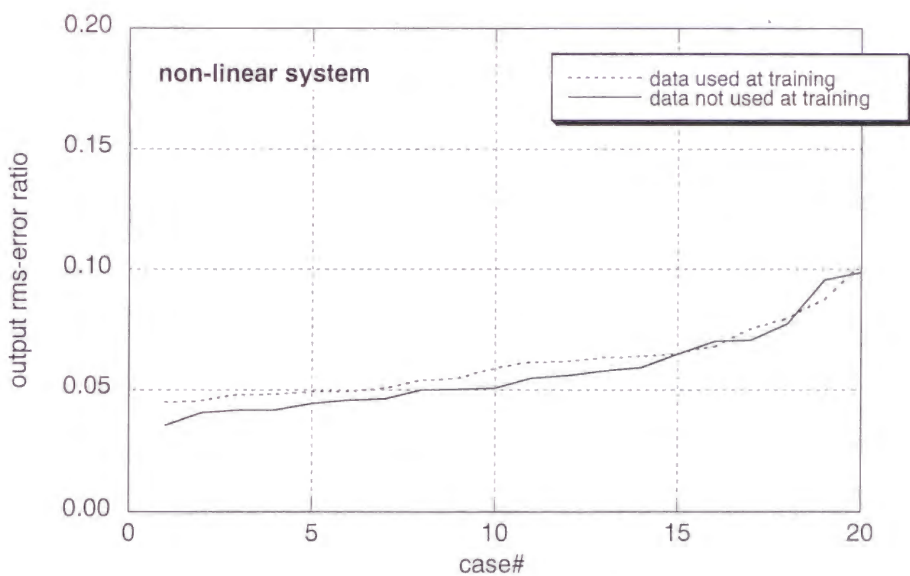


図 3.16 学習済みネットワークの出力誤差（1 自由度非線形モデル：誤差の小さい順）

る出力誤差の差は線形系の場合と比較して小さく、非学習データセットに対する方がやや小さな出力誤差を持つ場合が多く見られる。

このように、ネットワークの学習結果という点では、非線形モデルを対象とする場合のほうが線形モデルを対象とする場合に比べて劣る結果となっているものの、汎化性という点においては、非線形モデルを対象とするほうが良好な結果となっている。

表 3.4 1 自由度非線形系損傷モデル設定パラメーター一覧

設定モデル		線形剛性 (a)	非線形剛性 (b)
非損傷	S	39.478 ($=2\pi^2$)	10.0
損傷 (線形剛性低下)	T	35.530 (-10%)	10.0
	U	37.504 (-5%)	10.0
	V	38.688 (-2%)	10.0
損傷 (非線形剛性変化)	W	39.478	15.0 (+50%)
	X	39.478	12.0 (+20%)
	Y	39.478	8.0 (-20%)
	Z	39.478	5.0 (-50%)

3.6.3 学習済みネットワークによる損傷検出

この学習済みのネットワークに、線形系の場合と同様、様々な損傷ケースを想定した構造物の応答シミュレーション結果を与えて、ネットワークの損傷検出能力について検討を行う。

想定した損傷ケースは、非損傷のケースを含めて、異なる損傷レベルを想定した 8 ケースである。表 3.4 に各ケースにおけるモデル設定パラメータの一覧を示す。ケース S は非損傷、ケース T・U・V の 3 ケースは線形剛性のみをそれぞれ 10%・5%・2% 低下させたもの、さらにケース W・X・Y・Z の 4 ケースは非線形剛性のみを±50%・±20% 増減させたものである。非線形剛性の変化に関する想定は、物理的な現象を根拠としているものではなく、異なる種類のパラメータ変化であっても同等に検出が可能であることを、数値シミュレーションにおいて検証することを目的として設定したものである。

これら 8 つのケースについて、学習データとは異なるホワイトノイズ（ただし、平均と分散は学習データと同じ）をモデルに入力して得られる応答を求め、得られた結果を学習済みのネットワークに入力し、ネットワークの出力と損傷モデルの層復元力との差、すなわちネットワークの出力誤差を求めた。

線形系の場合と同様、非学習データセットに対して小さな出力誤差を示した方から 3 番目までのネットワークに対して評価を行った。

結果を図 3.17 ならびに表 3.5 に示す。図の縦軸は出力誤差の RMS 比を示し、3 つのネットワークに対する 8 つのケースについての結果を棒グラフで示す。

線形剛性を変化させたケースに対する結果を見ると、図 3.12 に示された線形系の結果と比較して、明らかに系の変化に対するネットワークの損傷検出感度が低下していることが分かる。すなわち、線

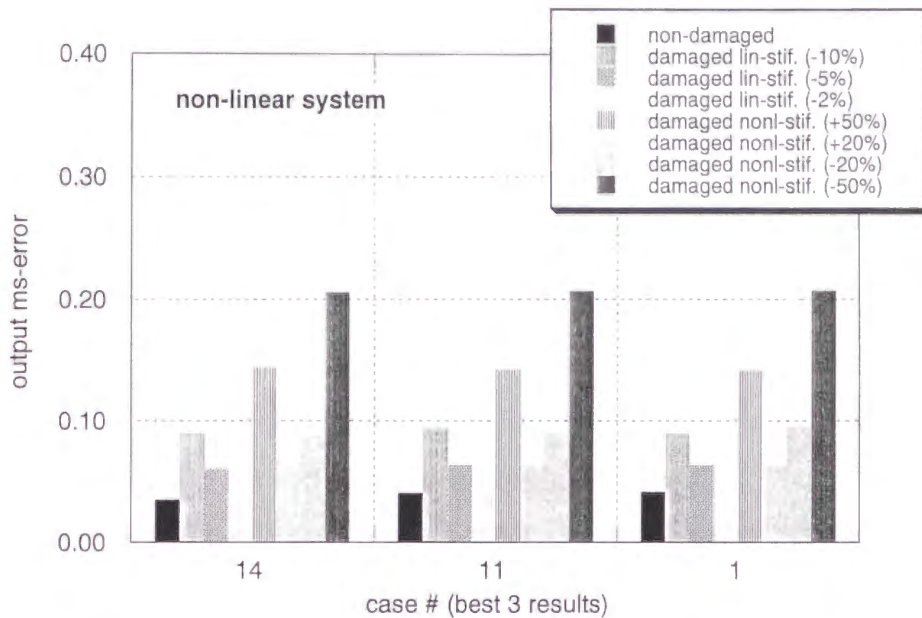


図 3.17 学習済みネットワークによる損傷検出結果（非線形モデル）

表 3.5 ネットワークの出力誤差（非損傷に対する比率）

設定モデル		case #14	case #11	case #1
非損傷	S	1.00	1.00	1.00
損傷 (線形剛性 低下)	T (-10%)	2.52	2.31	2.15
	U (-5%)	1.70	1.58	1.53
	V (-2%)	1.11	1.07	1.05
損傷 (非線形剛性 変化)	W (+50%)	4.06	3.51	3.40
	X (+20%)	1.84	1.55	1.51
	Y (-20%)	2.49	2.21	2.26
	Z (-50%)	5.79	5.11	4.98

形系の場合、最良学習ネットワークは 10%の線形剛性の低下に対して非損傷の場合の 5 倍以上に当たる出力誤差 (0.02 から 0.11 へと増大) を示したのに対し、非線形系の場合、同じ系の変化に対して最良学習ネットワークは非損傷の場合の 2.5 倍程度の出力誤差 (0.036 から 0.090 へと増大) を示しているにすぎない。これは、線形系に比べて、この非線形系では、線形剛性の変化が系の応答変化に与える影響が小さいことに起因している。

非線形剛性の変化に対する出力誤差の変化は、損傷想定モデルにおける非線形剛性の変化を比較的大き目に想定した影響もあり、線形剛性の変化に比べて大きな出力誤差の変化をもたらしている。注

意すべき点は、剛性の変化の符号、すなわち剛性の増加、減少に関わらず、ネットワークの出力誤差が増加していることである。これは、ネットワークの出力誤差が、学習データセットに対して極小値となっていることによるものであり、損傷の現われ方によらず損傷検出が可能となる点で手法の利点を示すものである。

また、図からは、線形系の場合と同様に、損傷程度の大きさに対応してネットワークの出力誤差が増加していることがわかる。図に示された結果では、線形剛性の5%程度の変化を検出することは十分可能であると考えられ、系の変化に対して依然高い感度を示していることが分かる。

このように、ネットワークの学習が十分に行われている限り、提案手法により非線形系においても系の損傷を定量的に検出評価することが可能であることが示された。また、ここで用いたネットワークの構造・学習条件が線形系でのシミュレーションで用いたものと全く同じであることから、この手法を適用する際には、系が線形であるか非線形であるかの事前情報無しに損傷検出が可能であることが示された。これは、この手法の損傷検出手法としての大きな利点を示すものである。

なお、非線形系の場合、課題はむしろネットワークの学習に生じることが、ここでの結果では示されている。つまりより効果的に学習を行うことが困難になることが示された。

また、非線形系における適用に際しては、学習時点での振幅レベルと損傷検出時点での振幅レベルが同程度のものでなければならないという制約条件があることに注意する必要がある。

3.7 観測ノイズに対する手法の適用性に関する検討

ここでは、手法の現実問題への適用可能性の基本的検討の一つとして、観測ノイズの影響について、数値シミュレーションを通じて検討を行う。シミュレーションモデルは、3.5節で用いた線形1自由度系モデルを用いた。

3.7.1 ネットワークの学習時におけるノイズ

まず、ネットワークの学習時データにノイズが存在した場合の影響について検討する。

3.5節においてネットワークの学習に用いたデータセットにホワイトノイズを加えたものを作成し、これを用いてネットワークの学習を行った。加えたホワイトノイズの分散は、学習用データセットの各信号に対するRMS比で5%および10%とし、平均値はゼロとした。また、ARSのパラメータはすべて3.5節と同一とし、データセット長は $n=200$ とした。

20個の異なる初期値についてARSによる学習を行ったネットワークの、非学習データセットに対するネットワーク出力誤差を、図3.18、3.19に示す。ただし、非学習データセットにはノイズはない

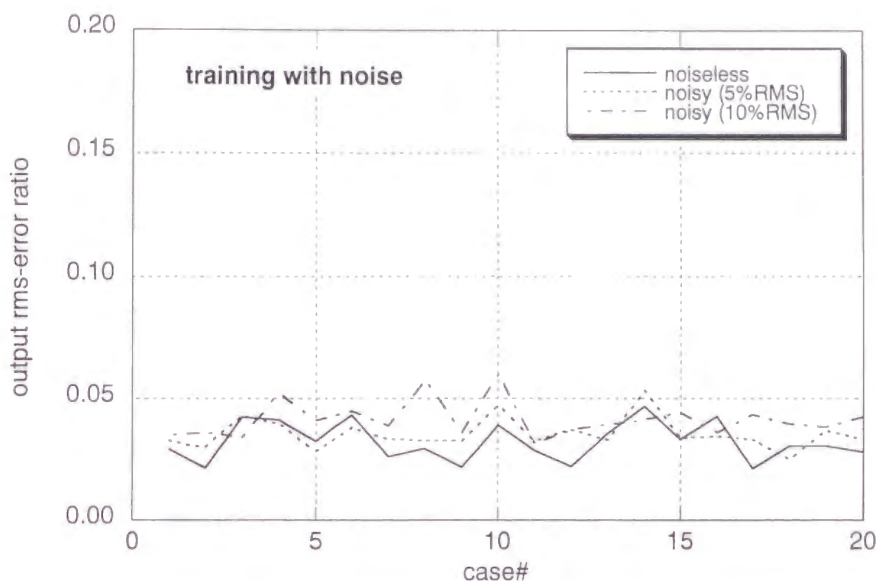


図 3.18 学習済みネットワークの出力誤差（ノイズ存在下での学習）

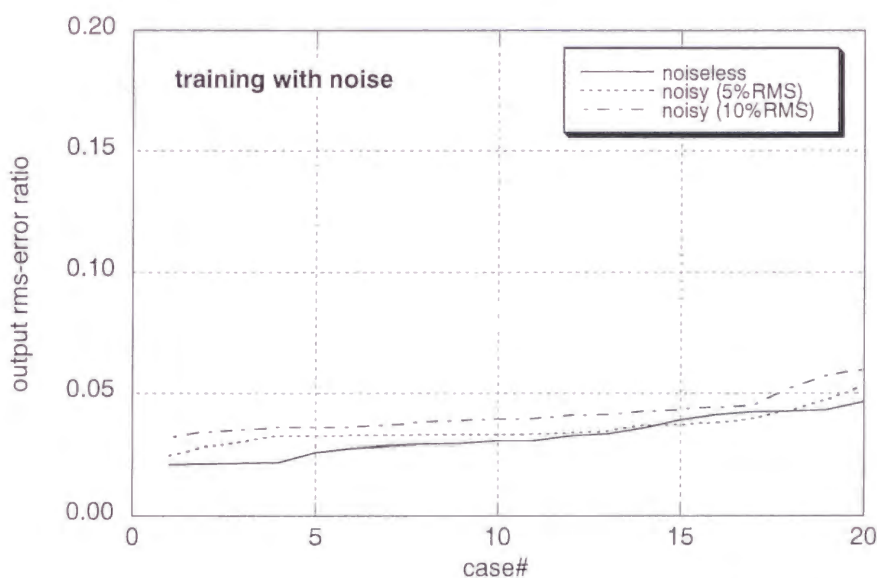


図 3.19 学習済みネットワークの出力誤差（ノイズ存在下での学習：誤差の小さい順）

ものとしている。図の縦軸は(3.9)式の RMS 比を示し、横軸は異なる 20 個の初期値に対するケースを示す。図 3.19 は、図 3.18 の結果をネットワーク出力誤差の小さい順に並べ直して示したものである。図中、実線は 3.5 節に示したノイズのない学習データセットによる学習済みネットワークの出力誤差を、点線と一点鎖線はそれぞれ RMS 比 5%、10% のノイズを加えた学習データセットに対する学習済みネットワークの出力誤差を示す。

図に示されるように、10% のノイズを加えた場合では、ノイズのない場合に比べてやや学習後の出

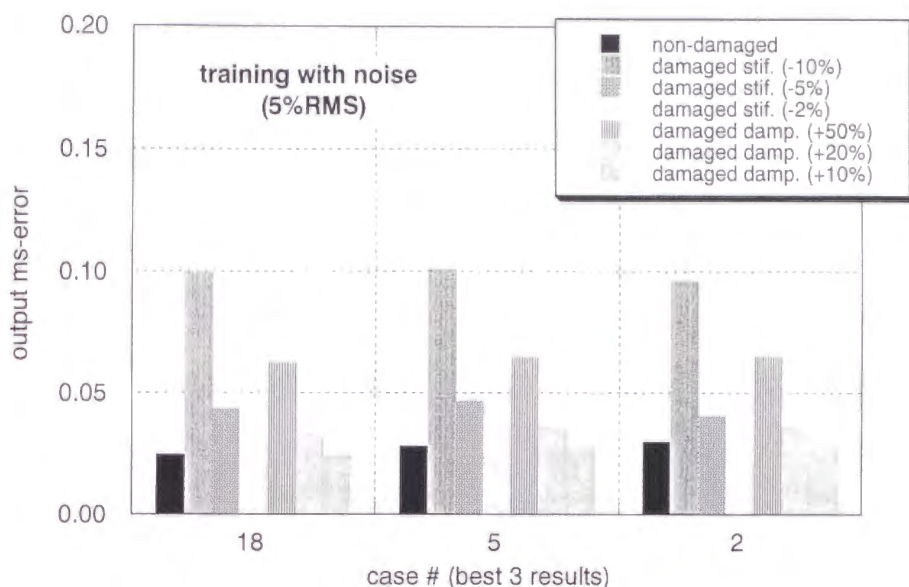


図 3.20 学習済みネットワークによる損傷検出結果（ノイズ存在下での学習、5 % ノイズ）

表 3.6 ネットワークの出力誤差（非損傷に対する比率）

設定モデル		case #18	case #5	case #2
非損傷	A	1.00	1.00	1.00
損傷 (剛性低下)	B (-10%)	4.00	3.56	3.20
	C (-5%)	1.75	1.65	1.36
	D (-2%)	0.79	0.84	0.70
損傷 (減衰増加)	E (+50%)	2.51	2.29	2.17
	F (+20%)	1.34	1.26	1.20
	G (+10%)	0.98	1.00	1.00

力誤差が増えるが、その差は初期値に関わらず 0.01 程度であり、加えたノイズの振幅に比べてはるかに小さいことがわかる。また、5%のノイズを加えたケースでは、ノイズのない場合と比べて顕著な差は見られない。

次に、ノイズ存在下で学習を行ったネットワークの損傷検出能力について検討を行う。ここでは、3.5 節で用いた 7 つの損傷想定ケースに対して、ネットワーク出力誤差と構造物の損傷程度との関係について調べる。非学習データセットに対して小さな出力誤差を示した方から 3 番目までのネットワークに対して評価を行った。図 3.20、図 3.21 ならびに表 3.6、表 3.7 に、それぞれ 5% と 10% のノイズ存在下で学習を行ったネットワークについて、7 つの損傷ケースに対するネットワーク出力誤差を棒

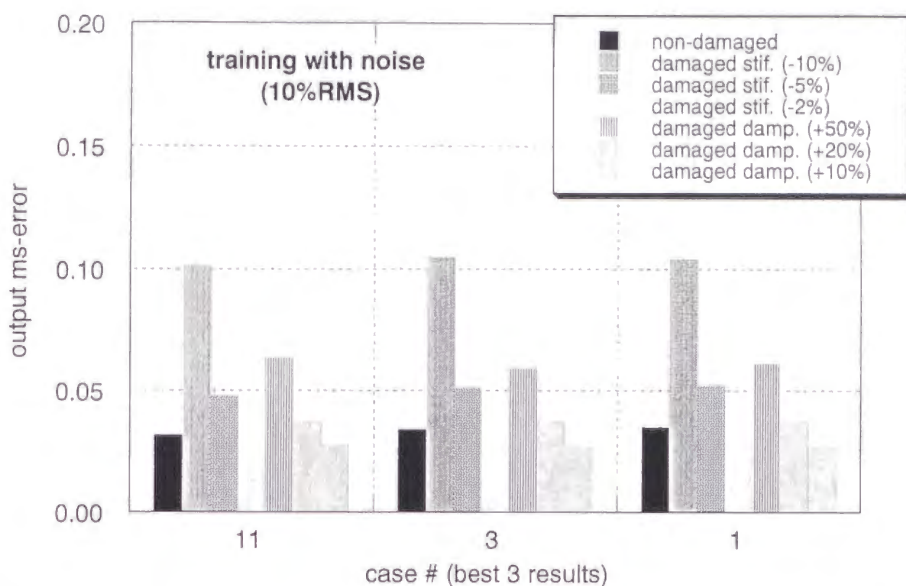


図 3.21 学習済みネットワークによる損傷検出結果（ノイズ存在下での学習、10%ノイズ）

表 3.7 ネットワークの出力誤差（非損傷に対する比率）

設定モデル		case #11	case #3	case #1
非損傷	A	1.00	1.00	1.00
損傷 (剛性低下)	B (-10%)	3.19	3.05	2.98
	C (-5%)	1.51	1.50	1.50
	D (-2%)	0.80	0.90	0.84
損傷 (減衰増加)	E (+50%)	2.00	1.72	1.75
	F (+20%)	1.18	1.09	1.08
	G (+10%)	0.86	0.80	0.76

グラフで示す。これらの図は、ノイズのない場合の図 3.12 に対応するものである。

これらの図から、ノイズのない場合の検出結果に比べて、ノイズ存在下で学習を行ったネットワークはわずかではあるが検出感度が落ちていることが分かる。すなわち、5%ノイズ下で最も学習結果の良かったネットワークでさえ、剛性の2%低下や減衰の10%増加といったケースでは、非損傷の場合と損傷の場合とで、ネットワークの出力誤差に優位な差が見られず、ネットワーク出力を比較するだけでは損傷の存在を検知することはもはや不可能となっている。しかしながら、剛性の5%以上の低下や減衰の50%増加といったケースに関しては、10%ノイズ下で学習を行ったネットワークでさえ、非損傷の場合と損傷の場合で、顕著なネットワーク出力誤差を示しており、損傷検出能力を失っていない

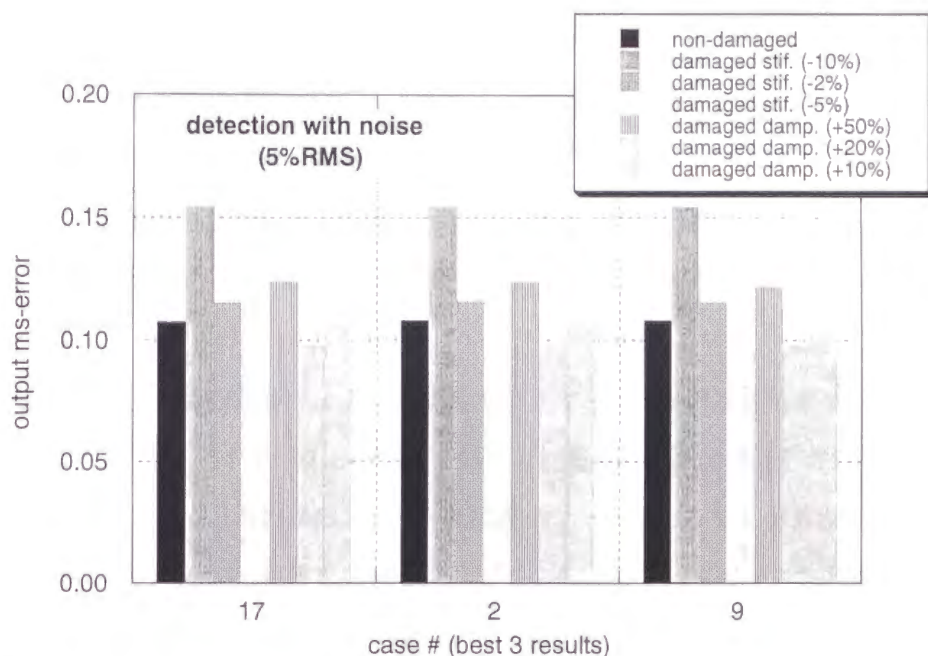


図 3.22 学習済みネットワークによる損傷検出結果（ノイズ存在下での検出、5 % ノイズ）

表 3.8 ネットワークの出力誤差（非損傷に対する比率）

設定モデル		case #17	case #2	case #9
非損傷	A	1.00	1.00	1.00
損傷 (剛性低下)	B (-10%)	1.44	1.43	1.43
	C (-5%)	1.07	1.06	1.07
	D (-2%)	1.07	1.07	1.07
損傷 (減衰増加)	E (+50%)	1.15	1.15	1.13
	F (+20%)	0.91	0.91	0.90
	G (+10%)	0.98	0.98	0.97

いことがわかる。

このように、学習時におけるノイズの存在は、ここで提案する損傷検出手法の検出感度を低下させる影響があるものの、加えられたノイズの振幅に比べてネットワーク出力誤差の受ける影響は小さく、ここで検討した程度のノイズレベルに対して、提案手法は、剛性の 5% 以上の低下や減衰の 50% 増加といったケースに対する十分な検出能力を保持していることが示された。

3.7.2 損傷検出時におけるノイズ

次に、損傷検出時データにノイズが存在した場合の影響について検討する。

ここでは、3.5 節で示したデータセット長 $n=200$ により学習を行ったネットワークのうち、非学習データセットに対して小さな出力誤差を示した方から 3 番目までのネットワーク（3.5 節の図 3.12 に結果を示した 3 つのネットワーク）に対して評価を行った。

3.5 節で用いた 7 つの損傷想定ケースにおける応答シミュレーションデータに、それぞれ RMS 比で 5% のノイズを加え、このノイズを含んだデータに対する上記の 3 つの学習済みネットワークの損傷検出能力について調べる。

図 3.22 と表 3.8 に、7 つの損傷ケースに対するネットワーク出力誤差を棒グラフで示す。

前節で示した、学習時にノイズがあった場合の結果と比較すると、図 3.22 の結果ではネットワーク出力誤差が増大していることがわかる。特に、非損傷のケースに対しても出力誤差が増大しており、ノイズのない場合の 0.02 が 0.11 程度まで大きくなっている。RMS 比 5% のノイズを加えただけで 10% 近い出力誤差が生じている事になるが、これは、各信号に加えられたノイズは 5% であっても、本手法を適用するにあたって層間量に変換する際に 2 つの信号の差分をとるため、結果的に、加えられたノイズの層間振幅に対する比率が 5% より大きくなってしまいうことに起因すると考えられる。

損傷ケースごとの差を見ると、剛性の 10% 低下や減衰の 50% 増加といった損傷ケースに対しては、非損傷の場合と損傷の場合とでネットワーク出力誤差に顕著な差が見られ、損傷検出が可能であることを示しているが、それ以外のケースについては、非損傷の場合と損傷の場合との差が明確ではなく、これらの比較だけから損傷の存在を検知することはもはや不可能となっている。

このように、ここで提案する手法では損傷検出時におけるノイズの存在により、損傷検出感度が大きく劣化することが示された。このことから、現実問題への適用に際しては、構造物の応答から得られた信号に含まれるノイズを、なんらかの前処理により低減させることが必要になるものと考えられる。

3.8 地震被害を受けた実構造物への適用例

ここでは、前節までに述べた損傷検出手法を、実際の被害構造物における常時微動計測例に適用した結果について述べる。

3.8.1 被害建物

ここで適用の対象としたのは、2章で示した、1995年兵庫県南部地震における被災鉄骨造（建物A）である。建物および被害の概要については2章に詳細を示してあるので、ここでは省略する。

損傷を受けた鉄骨部分の補修は、原設計の状態に出来る限り戻すことを目標にして行われたことから、補修後の建物の動特性は被災前の状態とほぼ等価であるとみなすことができる。

ここでは、補修後のデータを建物の非損傷状態とみなし、このデータに基づいてここで提案する損傷検出のためのネットワークの学習を行う。引き続いて、学習済みのネットワークに補修前、すなわち建物の損傷状態におけるデータを与え、ネットワークの出力誤差の増加と建物の損傷程度の関係について調べ、ネットワークの損傷検出能力について検討を行う。

3.8.2 損傷前（補修後）のデータによるネットワークの学習

2章に示したように、この常時微動計測では全階の同時計測が行われており、計測結果から各層ごとの層復元力・層間速度・層間変位を評価することが可能である。提案手法の適用にあたっては、各層ごとに独立したネットワークを構成し、各層ごとの層間情報を用いてそれぞれ個別に学習を行い損傷検出を試みた。

まず、損傷前のデータに基づきネットワークの学習を行った。用いたネットワークは前節までに用いたものと全く同じ構造、すなわち層数・ノードの個数・ノード入出力関数を有するものである。また、学習も同様にARSにより行い、ARSのパラメータも前節と同じものを用いている。

学習データセット長は、サンプリング周波数 10Hz で 30 秒分（(3.8)式における $n=300$ ）とした。5 個の異なる初期値による学習後、最小の出力誤差を示したネットワークを損傷検出用として採用した。

なお、3.7 節に示したように、提案手法は、学習時のノイズに対しては比較的影響を受けにくいものの、検出時のノイズには敏感である。このため、2章に示したのと同様の手法で、学習時、検出時とも、データの高振動数部分を低域通過フィルターにより低減し、ノイズ成分の低減を図っている。

3.8.3 損傷後（補修前）のデータによる損傷検出

引き続いて、学習済みのネットワークに損傷後の構造物で得られた層間情報、すなわち層間変位・

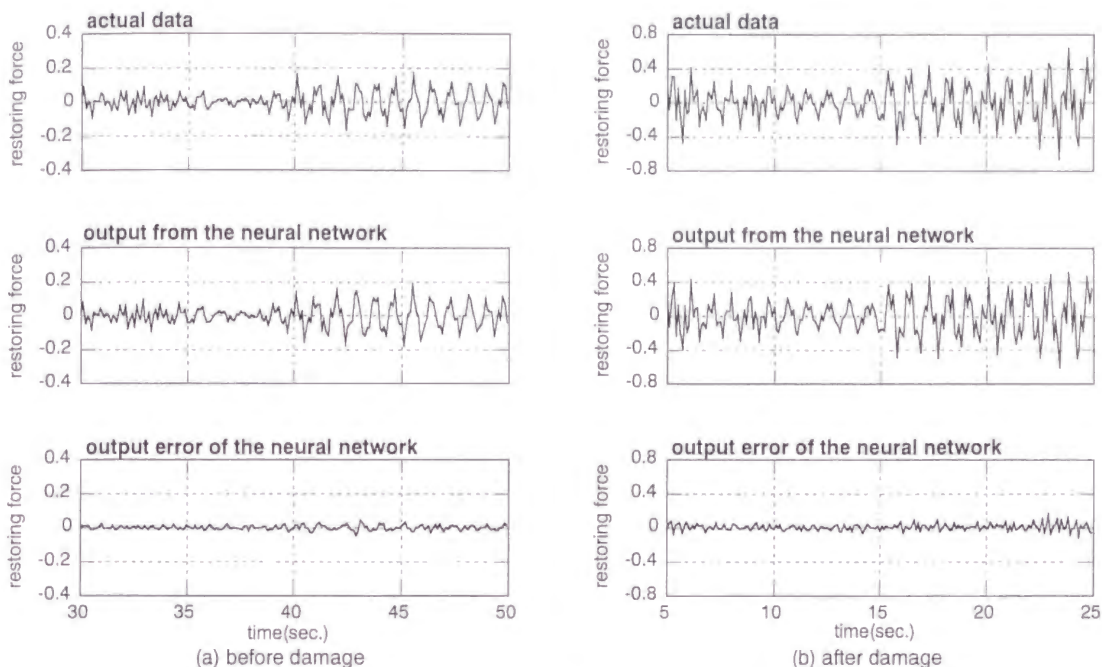


図 3.23 ネットワーク出力の時刻歴波形（非損傷層：1 層）

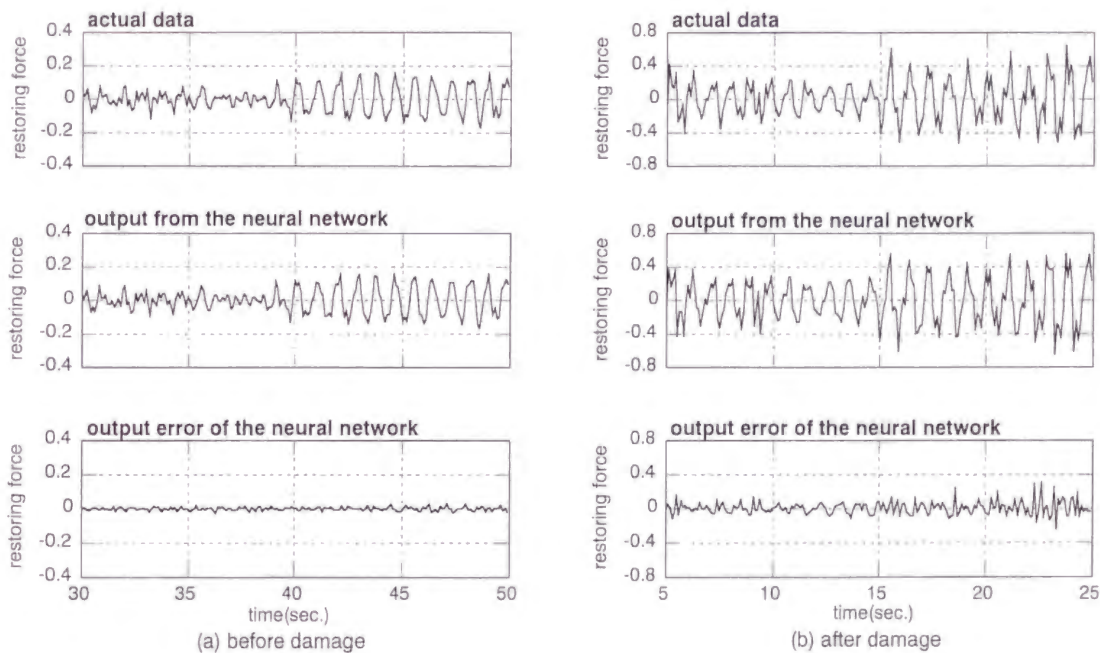


図 3.24 ネットワーク出力の時刻歴波形（損傷層：4 層）

層間速度を入力し、ネットワークの出力誤差、すなわち層復元力の予測と実際の建物における層復元力との差を求めた。

損傷の有無による比較を行うため、図 3.23 に損傷のなかった層における結果例として第 1 層にお

ける結果を、図 3. 24 にもっとも損傷の大きかった層における結果例として第 4 層における結果をそれぞれ時刻歴で示す。左側の図が損傷前の結果、右側の図が損傷後の結果を示す。なお、損傷前の結果は非学習データセットに対する結果を示している。上段の図が実際の構造物における復元力を、中段がネットワークの「出力」すなわち復元力の予測を、下段がそれらの差、すなわちネットワークの出力誤差を示している。

損傷前の状態を見ると、両方の層のネットワークとも同程度の大きさの出力誤差を示していることが分かる。すなわち、ネットワークの学習の結果、出力誤差は同程度の値まで収束していることが示されている。

一方、損傷後の出力誤差を見ると、損傷のない層のネットワークと比較して、損傷のある層のネットワークでは明らかに振幅が増大していることが分かる。すなわち、ネットワークの出力誤差の増大により、損傷の存在が示されていることがわかる。

3. 8. 4 ネットワーク出力誤差と損傷程度の関係

ネットワークの出力誤差の大きさと損傷の程度について検討するため、いくつかの階における出力誤差の RMS 比の値を図 3. 25 並びに表 3. 9 に示す。図中、左側の 2 つは被害が小さいか全くなかった層のものであり、右側の 2 つは被害の大きかった層のものである。

損傷前の出力誤差は層によって異なるが、0. 15~0. 23 程度の値を示している。一方、損傷後の出力誤差は層ごとの差が大きく開き、0. 20~0. 33 程度となっている。損傷前後の比較では、1 層、2 層が損傷前の比にしてそれぞれ 0. 89、1. 18 であるのに対し、3 層、4 層はそれぞれ 1. 45、2. 19 と大きな値を示している。

2 章に示した結果では、図の各層の線形剛性は左からそれぞれ、20%・25%・7%・1% 程度減少したと推定されている。この推定結果と、ここで得られたネットワーク出力誤差の変化とを比較すると、損傷程度の大きい層ほどネットワーク出力誤差の増加が大きくなっており、定量的に比較的良い対応が見られることが分かる。すなわち、提案手法により、ネットワークが損傷の程度を定量的に評価検出していることが示されたと言える。

このように、実被害構造物への適用例を通じて、提案手法が損傷の程度を定量的に評価検出する手法として有効であることが示された。ここで注目すべき点は、用いたネットワークの構造および学習方法が、前節までに示した数値シミュレーションにおけるものと全く同じであるという点である。これは、検出する対象に関する事前情報が全くなくとも手法の適用が可能であることを示しており、提案手法の利点の一つを示しているものである。また同時に、出力誤差を観測し続けるだけで損傷を連

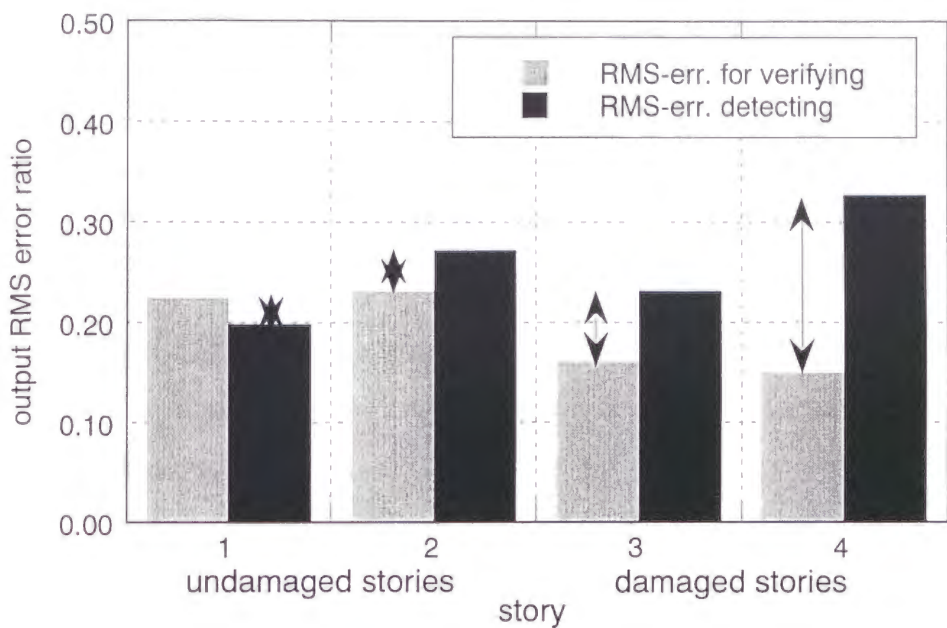


図 3.25 損傷前後におけるネットワークの出力誤差

表 3.9 損傷前後におけるネットワークの出力誤差

層	層剛性低下推定値 (2.3.3 節参照)	損傷前の出力誤差	損傷後の出力誤差 (損傷前に対する比率)
4	-33%	0.150	0.328 (2.19)
3	-24%	0.160	0.232 (1.45)
2	-7%	0.232	0.273 (1.18)
1	-1%	0.224	0.199 (0.89)

続的にモニターし続けることができるという提案手法の簡便性も、この現実問題への適用例を通じて確認することができた。

3.9 まとめ

この章では、ニューラルネットワークを用いた構造物の損傷検出手法について新しい提案を行い、手法の検討を行った結果、以下のような知見が得られた。

- (1) 線形系に関する数値シミュレーションを通じて、提案手法（ニューラルネットワークを用いた構造物の損傷検出手法）の損傷検出感度がきわめて高いものであり、2%程度の剛性低下といった微細な変化でも検出できる可能性を有していることが示された。
- (2) 無履歴非線形系に関する数値シミュレーションを通じて、提案手法は、線形系に関する場合と比較すると若干感度は落ちるものの、線形剛性の5%程度の変化を検出することは十分可能であり、系の変化に対して依然高い感度を示していることが示された。
- (3) 学習時のノイズの存在に対しては、若干検出感度が低下するものの、適切な学習を行ったネットワークにより5%程度の剛性低下を検出することは十分可能であることが示された。
- (4) 検出時のノイズの存在に対しては、損傷検出感度が大きく劣化することが示された。このことから、現実問題への適用に際しては、構造物の応答から得られた信号に含まれるノイズを、なんらかの前処理により低減させることが必要になるものと考えられる。
- (5) ニューラルネットワークを用いた構造物の損傷検出手法を、実際の地震被災鉄骨造建物における常時微動計測結果に適用した結果、提案手法が損傷の程度を定量的に評価検出する手法として有効であることが示された。
- (6) 同一のネットワーク構造および学習方法を用いて、線形系、非線形系数値シミュレーション、実被災構造物への適用いずれに対しても良好な結果を得ている。このことから、提案手法は、検出する対象に関する事前情報が全くなくとも適用可能であることが示された。
- (7) 提案手法は、出力誤差を観測し続けるだけで損傷を連続的にモニターし続けることができるという簡便性を有していることが示された。

一方、ここで提案したニューラルネットワークを用いた構造物の損傷検出手法を多質点系構造物に適用するにあたっては、2章における実被災構造物への適用例でも示されたように、すべての層の同時計測が必要となる。このことは、現実問題に適用する際にコスト面で不利となる可能性を示している。

次章では、この問題点を解決する手法として、より限定された観測点のみから特定層のパラメータ

を同定する手法についての提案を行う。

3 章の参考文献

- 1) Elkordy, M.F., K.C. Chang and G.C. Lee (1993) : Neural Networks Trained by Analytically Simulated Damage States, *Jnl of Computing in Civil Engineering, Tran ASCE*, Vol 7, No. 2, pp 130-145.
- 2) Ghaboussi, J. and M.R. Banan (1994) : Neural Networks in Engineering Diagnostics, *SAE Technical Paper 941116, 45th Annual Earthmoving Industry Conference, Peoria, Illinois*, 12-13.
- 3) Masri, S.F., G.A. Bekey, and F.B. Safford (1980) : A Global Optimization Algorithm Using Adaptive Random Search, *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 7, December, pp. 353-375.
- 4) Masri, S.F., A.G. Chassiakos, and T.K. Caughey (1993) : Identification of Nonlinear Dynamic Systems Using Neural Networks, *Journal of Applied Mechanics, Trans. ASME*, Vol 60, pp 123-133.
- 5) Sato, T and M. Sato (1997) : Structural Identification Using Neural Network and Kalman Filter Algorithms, 土木学会論文集, No. 563/I-39, pp.23-32.
- 6) Szezewzyk, P. and P. Hajela (1994) : Damage Detection in Structures Based on Feature-Sensitive Neural Networks, *Jnl of Computing in Civil Engineering, Tran ASCE*, Vol 8, No. 2, pp 163-178.
- 7) 水野啓示朗, 松井徹哉 (1998):ニューラルネットワークによる構造物の振動応答推定, 日本建築学会構造系論文集, 第 503 号, pp.53-60.
- 8) 矢川元基, 編 (1992) : ニューラルネットワーク 計算力学・応用力学への応用, 培風館

4 章 限定された観測情報に基づく建築物の剛性と減衰の同時同定

4.1 序

建築構造におけるシステム同定は、設計で用いる力学モデルと現実の構造物との対応関係を明らかにし、外乱に対する建築物の安全性を高めるため、あるいは、外乱による構造物の損傷を検出することを目的とした、いわゆるヘルスマonitoring（例えば[中村他 1999]，[Housner et al. 1997]，[Doebbling et al. 1996]，[Yao et al. 1994]，[山本 1999]，[濱本他 1992]）に際して重要となる技術である。

システム同定は大きく分類するとモーダルパラメータ同定（例えば[斎藤 1998]，[Ghanem et al. 1995]，[Shinozuka et al. 1995]，[Bae et al. 1999]）と物理パラメータ同定（例えば[Agbabian et al. 1991]，[Mita 1996]，[曾根他 1998]，[エスコバール 1998]，[来田 1998]）に分けられる。前者は、構造物を全体として評価する際には適しているが、免制振構造の評価や前述した構造物の損傷検出に際しては物理パラメータ同定が適しており、その需要は比較的高いと考えられる。しかしながら、モーダルパラメータ同定に比べると物理パラメータ同定の研究は進んでいないのが現状である。その理由として、物理パラメータ同定では多数点の観測情報が必要となることや、同定に際して煩雑な計算を伴うことが多いことが挙げられる。

例えば、せん断系モデルにおいて層剛性を求めるためには、層間変位とともに層せん断力を評価する必要がある。このため、当該層より上部のすべての層に加速度計を設置する必要がある。2 章・3 章で展開した損傷検出手法も、全層の同時計測を前提とした物理パラメータ同定手法に基づいており、この点が実用へ向けてのひとつの課題となるものと考えられる。

さらに、システム同定では、唯一性の問題が重要となる。これまでに提案されているシステム同定手法の中には、ある誤差評価尺度を最小化することで物理パラメータを同定しているものも見られるが、唯一性が成立しない状況ではその同定手法の理論的妥当性そのものが問われることとなる。

Udwadia ら[Udwadia 1978]は、粘性減衰を有するせん断型質点系モデルを対象として、全層の層剛性と減衰係数を唯一に同定するためには、入力となる地動加速度記録以外に何層目に加速度計を設置すべきかという問題を考え、2 階床（入力層の直上の層）に設置する場合に唯一な同定が可能であることを数学的に証明した。さらに、同定対象となる層の直上と直下に加速度計を設置することで当該層の剛性や減衰が同定可能であることを示した。しかしながら、Udwadia らの研究は、物理パラメータ同定の数学的基礎を与えるものの、粘性減衰機構を有するモデルに限定されていること、振動数が無限大の極限を求めなければならないこと、具体的な観測データに対して振動数ゼロの極限をどう求めるかについて示されていないこと、等の問題点を含んでいた。

本研究では、せん断質点系システムを対象として、粘性減衰以外の減衰を有する場合の同定手法の

展開、振動数無限大の極限の回避方法についての提案を行う。さらに、力学的モデルを用いた数値シミュレーションならびに実建物における地震観測記録への適用を通じて、提案手法の妥当性の検討を行う。

この章で提案する同定手法は、3章で示された損傷検出手法の問題点（同定に際して全層同時計測を必要とする点）を解決する方向を示すものである。また、提案手法は構造物の損傷検出や動特性評価に有効であるのみならず、特に、構造物の持つ減衰性状の基本的評価に有力な道具となる可能性を有している。

4.2 層剛性、減衰の同定手法

4.2.1 同定対象となるシステム

提案する層剛性、減衰同定手法を以下に示す。

建物を線形せん断剛性と線形粘性減衰ならびに線形履歴減衰[Nashif et al. 1985]（複素減衰、あるいは構造減衰[柴田 1981]とも呼ばれる）を有する N 質点系せん断モデルと考える。建物最上階から質点・要素番号を付けることとし、第 j 番目の質点質量を m_j 、第 j 番目要素の層せん断剛性、粘性減衰係数、履歴減衰定数をそれぞれ、 k_j 、 c_j 、 β_j とする。この N 質点系せん断モデルが水平地表面加速度入力 z を受ける際の周波数領域における運動方程式は以下のように記述できる。

$$(-\omega^2 \mathbf{M} + i\omega \mathbf{C} + \mathbf{K})\mathbf{U}(\omega) = \mathbf{F}(\omega)Z(\omega) \quad (4.1)$$

\mathbf{M} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{K} はそれぞれ次のような行列を表す。

$$\mathbf{M} = \text{diag}(m_1 \quad m_2 \quad \cdots \quad m_N) \quad (4.2a)$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1^* & -k_1^* & & \\ -k_1^* & k_1^* + k_2^* & -k_2^* & \\ & & \ddots & \\ & & & -k_{N-1}^* & k_{N-1}^* + k_N^* \end{bmatrix} \quad (4.2b)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_1 & -c_1 & & \\ -c_1 & c_1 + c_2 & -c_2 & \\ & & \ddots & \\ & & & -c_{N-1} & c_{N-1} + c_N \end{bmatrix} \quad (4.2c)$$

$\mathbf{U}(\omega)$ は(4.3)式で示されるベクトル \mathbf{u} のフーリエ変換を、 $Z(\omega)$ は z のフーリエ変換を表す。ただし、 $k_j^* = k_j(1 + 2\beta_j i)$ 、 i は虚数単位、 u_j は第 j 質点の絶対水平変位をそれぞれ表す。

$$\mathbf{u} = \{u_1 \quad u_2 \quad \cdots \quad u_N\}^T \quad (4.3)$$

また、 $\mathbf{F}(\omega)$ は次のようなベクトルを表す。

$$\mathbf{F}(\omega) = \{0 \quad 0 \quad \cdots \quad i\omega c_N + k_N^*\}^T \quad (4.4)$$

ここで、(4.1)式を次のように簡略表現する。

$$\mathbf{A}(\omega)\mathbf{U}(\omega) = \mathbf{F}(\omega)\mathbf{Z}(\omega) \quad (4.5)$$

式中の $\mathbf{A}(\omega)$ は

$$\mathbf{A}(\omega) = \begin{bmatrix} a_1(\omega) & -b_1(\omega) & & 0 \\ -b_1(\omega) & a_2(\omega) & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & -b_{N-1}(\omega) \\ 0 & & -b_{N-1}(\omega) & a_N(\omega) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

ただし、

$$\begin{aligned} a_j(\omega) &= -\omega^2 m_j + i\omega c_{j-1} + k_{j-1}^* + i\omega c_j + k_j^* \\ &= -\omega^2 m_j + b_{j-1}(\omega) + b_j(\omega) \end{aligned} \quad (4.7a)$$

$$b_j(\omega) = i\omega c_j + k_j^* \quad (4.7b)$$

4.2.2 層剛性ならびに履歴減衰定数の同定

$\mathbf{U}(\omega)$ の第 j 成分 $U_j(\omega)$ は次のように求められる。

$$U_j(\omega) = \frac{\Delta_j(\omega)}{P_N(\omega)} \mathbf{Z}(\omega) \quad (4.8)$$

ただし、 $P_j(\omega)$ は $\mathbf{A}(\omega)$ 行列の左上から定義した $j \times j$ 小行列の行列式を表し、 $\Delta_j(\omega)$ は $\mathbf{A}(\omega)$ の第 j 列を $\mathbf{F}(\omega)$ で置き換えた行列の行列式を表す。

ここで、 $P_j(\omega)$ は以下のような漸化式関係を満足する。

$$P_j(\omega) = a_j(\omega)P_{j-1}(\omega) - b_{j-1}^2(\omega)P_{j-2}(\omega) \quad (4.9)$$

なお、(4.9)式ならびに以下に示す(4.11)、(4.12)式の証明はここでは省略するが、[Udwadia 1978]中に粘性減衰のみを対象とした場合についてラプラス変換に基づく同等の式に対する証明が示されている。

次に、 $Q_j(\omega)$ を次式のように定義する。

$$Q_j(\omega) = \frac{b_j(\omega)}{i\omega} \left[1 - b_j(\omega) \frac{P_{j-1}(\omega)}{P_j(\omega)} \right] \quad (4.10)$$

$Q_j(\omega)$ に $-i\omega U_{j+1}$ を乗じると第 j 要素に作用する層せん断力をフーリエ変換した表現となる。

このとき、 $Q_j(\omega)$ は次のような漸化式を満足する。

$$Q_j(\omega) = \frac{b_j(\omega)}{i\omega} \frac{i\omega m_j + Q_{j-1}(\omega)}{i\omega m_j + \frac{b_j(\omega)}{i\omega} + Q_{j-1}(\omega)} \quad (4.11)$$

さらに次式の関係が成立する。

$$\lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{Q_j(\omega)}{i\omega} = m_1 + m_2 + \cdots + m_j \quad (4.12)$$

これらの式から以下のような定理を導くことができる。

[定理] $\{m_j\}$ が既知であり、 \ddot{z} 、 \ddot{u}_N が観測され、それらのフーリエ変換である $\ddot{Z}(\omega)$ 、 $\ddot{U}_N(\omega)$ が求められているとき、 k_N 、 β_N は唯一に決定される。

[証明] 以下の証明中では、 (ω) を省略して表記する。まず(8)式より次式が成立する。

$$U_N = \frac{\Delta_N}{P_N} Z \quad (4.13)$$

(4)、(7b)と Δ_j 、 P_j の定義から、 Δ_N の演算を実行すると、

$$\Delta_N = b_N P_{N-1} \quad (4.14)$$

ここで注目すべき点は、 $j=N$ の時に Δ_j を定義する行列の3重対角性が保持され、 Δ_N が比較的容易に表現できることである。このことが N 番目の質点の加速度が観測されている時に剛性と履歴減衰定数が唯一に同定できることと関連している。

(4.14)式を(4.13)式に代入すると次式が得られる。

$$\frac{U_N}{Z} = \frac{b_N P_{N-1}}{P_N} \quad (4.15)$$

Q_j の定義(4.10)式から、

$$Q_N = \frac{b_N}{i\omega} \left[1 - b_N \frac{P_{N-1}}{P_N} \right] \quad (4.16)$$

(4.16)式を変形して

$$b_N \frac{P_{N-1}}{P_N} = 1 - \frac{i\omega}{b_N} Q_N \quad (4.17)$$

(4.17)式に(4.11)式を適用すると次式が得られる。

$$b_N \frac{P_{N-1}}{P_N} = 1 - \frac{i\omega m_N + Q_{N-1}}{i\omega m_N + \frac{b_N}{i\omega} + Q_{N-1}} \quad (4.18)$$

さらに、(4.18)式の右辺の演算を実行して、

$$b_N \frac{P_{N-1}}{P_N} = \frac{b_N}{i\omega} \frac{1}{i\omega m_N + \frac{b_N}{i\omega} + Q_{N-1}} \quad (4.19)$$

(4.19)式と(4.15)式から次式が得られる。

$$\begin{aligned} \frac{Z}{U_N} - 1 &= \frac{Z - U_N}{U_N} = \frac{i\omega}{b_N} \frac{i\omega m_N + \frac{b_N}{i\omega} + Q_{N-1}}{1} - 1 \\ &= \frac{i\omega}{b_N} \{i\omega m_N + Q_{N-1}\} \end{aligned} \quad (4.20)$$

(4.20)式の逆数を取り、(4.7b)式を用いると、

$$\begin{aligned} \frac{U_N}{Z - U_N} &= \frac{b_N}{i\omega} \frac{1}{i\omega m_N + Q_{N-1}} \\ &= \frac{i\omega c_N + k_N^*}{i\omega} \frac{1}{i\omega m_N + Q_{N-1}} \end{aligned} \quad (4.21)$$

(4.21)式の両辺に $(i\omega)^2$ を乗じて $\omega \rightarrow 0$ とすると、

$$\begin{aligned} \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{(i\omega)^2 U_N}{Z - U_N} &= \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{i\omega c_N + k_N^*}{m_N + \frac{Q_{N-1}}{i\omega}} \right) \\ &= \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{i\omega c_N}{m_N + \frac{Q_{N-1}}{i\omega}} \right) + \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{k_N^*}{m_N + \frac{Q_{N-1}}{i\omega}} \right) \end{aligned} \quad (4.22)$$

(4.22)式に(4.12)式を適用すると、

$$\begin{aligned} \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{(i\omega)^2 U_N}{Z - U_N} &= \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{k_N^*}{m_N + \frac{Q_{N-1}}{i\omega}} \right) = \frac{k_N^*}{m_N + \sum_{k=1}^{N-1} m_k} \\ &= \frac{k_N^*}{\sum_{k=1}^N m_k} = \frac{k_N (1 + 2\beta_N i)}{\sum_{k=1}^N m_k} \end{aligned} \quad (4.23)$$

(4.23)式は絶対水平変位について示されているが、 $\ddot{Z}(\omega) = -\omega^2 Z(\omega)$ 、 $\ddot{U}_N(\omega) = -\omega^2 U_N(\omega)$ の関係を用いて次式のように絶対水平加速度についても成立することを示すことができる。

$$\lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{(i\omega)^2 \ddot{U}_N}{\ddot{Z} - \ddot{U}_N} = \frac{k_N (1 + 2\beta_N i)}{\sum_{k=1}^N m_k} \quad (4.24)$$

(4.24)式の実部より層せん断剛性 k_N が、虚部より履歴減衰定数 β_N が同定される。(証明終了)

ここでの特徴は、一つの評価式の実部と虚部として層剛性と履歴減衰定数が同時に評価できることである。また、(4.24)式の結果は任意の層について成立することが明らかであり、ある層の上下質点の観測結果のみからその層の物理パラメータを同定する事ができるというのが、この手法の利点である。

4.2.3 粘性減衰係数の同定

Udwadia ら [Udwadia 1978] による検討では、粘性減衰係数は $\omega \rightarrow \infty$ における極限值として求められている。しかしながら、現実の観測結果において無限大の振動数における極限值を求めることは困難であり、実用に際しての問題点を有していた。

ここでは、粘性減衰係数が(4.24)式左辺の虚数部の $\omega \rightarrow 0$ における勾配として求められることを証明し、より実用的な同定手法により粘性減衰係数が求められ得ることを示す。

まず、(4.22)式上段において $Q_{N-1}/i\omega$ は $\omega \rightarrow 0$ で $\sum_{k=1}^{N-1} m_k$ に収束するので、

$$\frac{Q_{N-1}}{i\omega} = \sum_{k=1}^{N-1} m_k + \alpha(\omega) \quad (4.25)$$

とおく。ここで $\alpha(\omega)$ は微小量である。すなわち、

$$\begin{aligned} \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{(i\omega)^2 U_N}{Z - U_N} &= \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{i\omega c_N + k_N^*}{m_N + \sum_{k=1}^{N-1} m_k + \alpha(\omega)} \right) \\ &= \lim_{\omega \rightarrow 0} \left(\frac{i\omega c_N + k_N^*}{\sum_{k=1}^N m_k + \alpha(\omega)} \right) \end{aligned} \quad (4.26)$$

(4.26)式右辺の \lim の中を ω でテイラー展開すると、

$$\frac{1}{\sum_{k=1}^N m_k + \alpha(\omega)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N m_k} - \frac{\alpha(\omega)}{\left(\sum_{k=1}^N m_k\right)^2} + O((\alpha(\omega))^2) \quad (4.27)$$

より

$$\frac{i\omega c_N + k_N^*}{\sum_{k=1}^N m_k + \alpha(\omega)} = \frac{ic_N}{\sum_{k=1}^N m_k} \omega + \frac{k_N^*}{\sum_{k=1}^N m_k} - \left[\frac{ic_N \omega + k_N^*}{\left(\sum_{k=1}^N m_k\right)^2} \right] \alpha(\omega) + O((\alpha(\omega))^2) \quad (4.28)$$

ただし、 $O((\alpha(\omega))^2)$ は $(\alpha(\omega))^2$ 以上のオーダーであることを示す。

次に、 $\alpha(\omega)$ が ω について2次以上のオーダーになっていることを証明する。まず、(4.10)式の定義より、

$$\frac{Q_1}{i\omega} = (ic_1\omega + k_1^*) \frac{m_1}{-\omega^2 m_1 + ic_1\omega + k_1^*} \quad (4.29)$$

この式を $\omega = 0$ まわりで ω についてテイラー展開すると、

$$\begin{aligned} \frac{Q_1}{i\omega} &= m_1 + m_1 \left[\frac{ic_1}{-\omega^2 m_1 + ic_1\omega + k_1^*} - \frac{(ic_1\omega + k_1^*)(-2m_1\omega + ic_1)}{(-\omega^2 m_1 + ic_1\omega + k_1^*)^2} \right] \Bigg|_{\omega=0} \omega \\ &+ O(\omega^2) = m_1 + O(\omega^2) \end{aligned} \quad (4.30)$$

すなわち、 $Q_1/i\omega$ は、 m_1 以外の項は ω^2 以上のオーダーであることがわかる。一方、(4.11)式より以下の式が得られる。

$$\frac{Q_j}{i\omega} = \frac{m_j + Q_{j-1}/i\omega}{\frac{-m_j\omega^2}{b_j} + 1 + \frac{Q_{j-1}}{i\omega} \frac{-\omega^2}{b_j}} \quad (4.31)$$

(4.30)式の誘導と同様にして、この式から $j=2$ の場合について以下の式が得られる。

$$\frac{Q_2}{i\omega} = m_1 + m_2 + O(\omega^2) \quad (4.32)$$

同様にして、

$$\frac{Q_{N-1}}{i\omega} = \sum_{k=1}^{N-1} m_k + O(\omega^2) \quad (4.33)$$

(4.25)式と(4.33)式を比較すると、

$$\alpha(\omega) = O(\omega^2) \quad (4.34)$$

すなわち、 $\alpha(\omega)$ は ω について2次以上のオーダーであり、結局、(4.28)式の右辺3番目と4番目の項は ω について2次以上のオーダーであることが示される。

従って、(4.28)式左辺虚数部の ω の1次の係数は $c_N / \sum_{k=1}^N m_k$ であり、(4.26)式にこの性質を用いることにより、(4.26)式左辺虚数部の $\omega \rightarrow 0$ における勾配から粘性減衰係数 c_N が同定できる。

4.3 数値シミュレーションによる同定手法の検証

4.3.1 シミュレーションモデル

4.2 節で示した同定手法について、まず数値シミュレーションにより手法の検証を行う。

ここでは、図 4.1 に示すような 5 質点せん断系線形モデルについて、一般の R C 構造物を想定した場合（一般構造モデル：NB）と最下層を免震層とした場合（免震構造モデル：BS01～BS04）の 2 例について、それぞれ最下層を同定対象として検討を行った。

表 4.1 にモデルの諸元を示す。免震構造モデルでは、4.4 節において述べる建物の設計モデルの諸元を用いている。一般構造モデルは免震構造モデルの免震層を R C 構造に置き換えたものである。一般構造モデルは粘性減衰のみを有している。免震構造モデルは粘性減衰と履歴減衰の値を組み合わせ

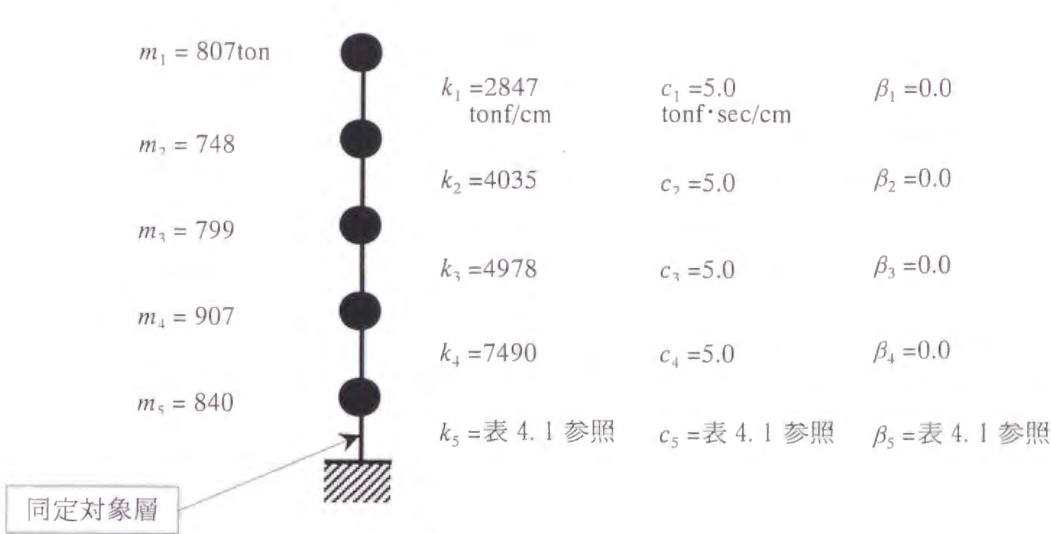


図 4.1 5 質点せん断系線形モデル

表 4.1 モデルのパラメータ設定

	モデル名称	線形剛性 k_5 tonf/cm	粘性減衰 c_5 tonf・sec/cm	履歴減衰 β_5
一般構造モデル	NB	7500	5.0	0.0
免震構造モデル	BS01	18.8	3.0	0.0
	BS02	18.8	1.0	0.0
	BS03	18.8	3.0	0.1
	BS04	18.8	3.0	0.05

たモデルをいくつか設定している。設定した粘性減衰係数の値 ($3.0 \text{ tonf} \cdot \text{sec/cm}$) は、減衰定数で 10% 程度に相当する。なお、履歴減衰の設定は必ずしも現実存在する免震装置の特性を反映したものではないかもしれないが、代表的な減衰特性の一つである履歴減衰がこの手法で同定可能であることを示すために、モデル上想定したものである。

4.4 節において述べる建物で観測された実地震記録を入力波として用い、最下層質点の応答波を求めた。応答計算は周波数領域において行い、モデルにおける地盤から最下層質点への伝達関数に入力波のフーリエ変換を乗じ、その結果に逆フーリエ変換を施して求めている。モデルのうち履歴減衰を有するものは時刻歴領域における因果性を有していないため、非因果性が応答計算結果に与える影響が小さいことを、伝達関数の逆フーリエ変換によって求めたインパルス応答により確認している。す

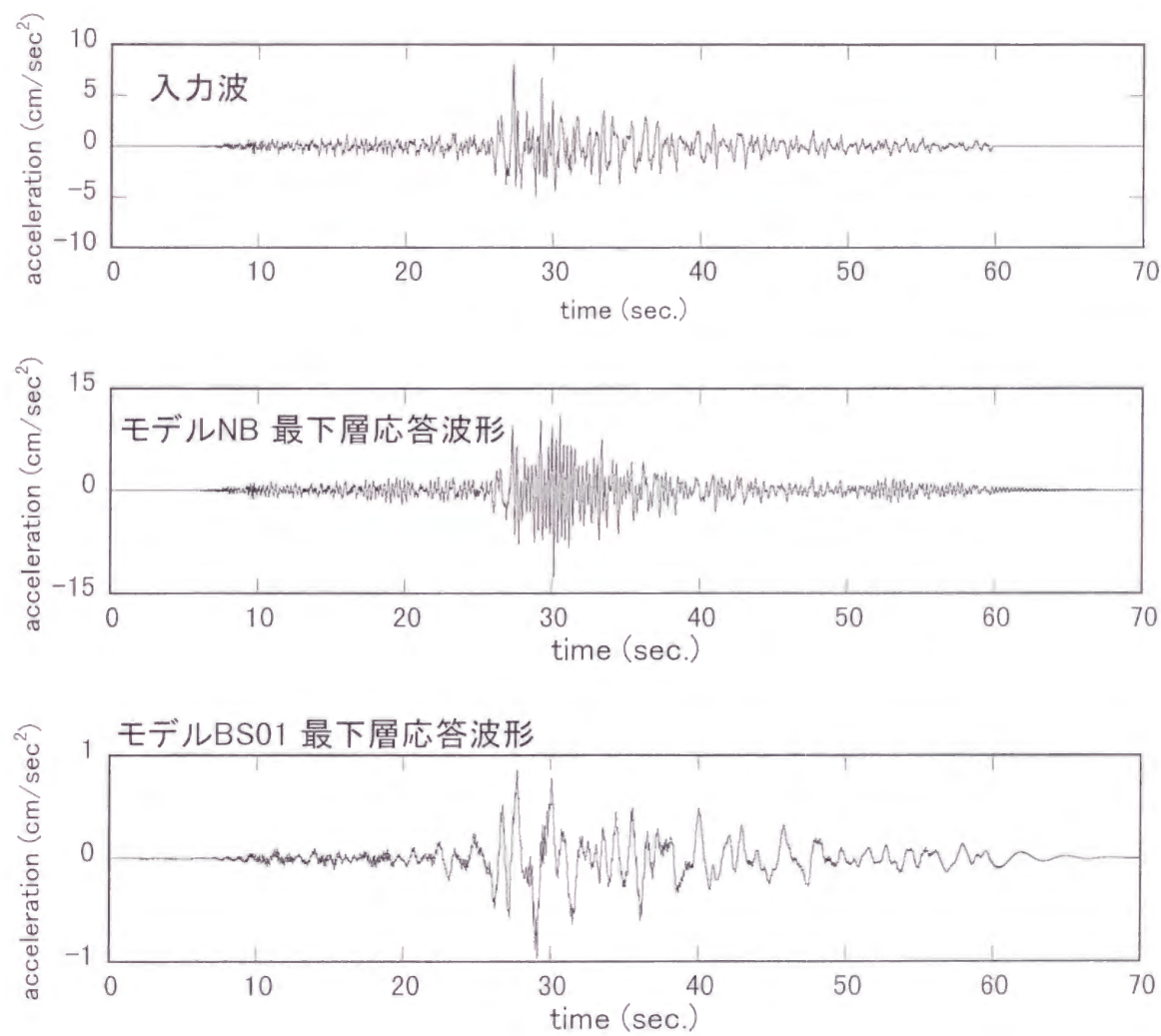


図 4.2 シミュレーションモデルの入力波と応答波形

なわち、インパルス応答において時刻ゼロ以前の波形振幅が、時刻ゼロ以降の振幅に比べて十分小さいことを確認している。

図 4.2 に入力波形ならびに、応答計算結果の例としてモデル NB とモデル BS01 の最下層応答波形を示す。

4.3.2 層剛性の同定

ここでは、層剛性の同定結果について述べる。
一般構造モデル（NB）と免震構造モデル（BS01）のそれぞれについて求めた応答計算結果に 4.2 節の同定手法を適用し、同定結果とモデル設定値との比較を行い、同定手法の検証を行った。
(4.24)式に示される結果より、層剛性は次式の $\omega \rightarrow 0$ の極限值として求められる。

$$\left(\sum_{k=1}^N m_k\right) \times \text{real} \left(\frac{(i\omega)^2 \ddot{U}_N(\omega)}{\ddot{Z}(\omega) - \ddot{U}_N(\omega)} \right)$$

(4.35)

両モデルの応答計算結果から求めた(4.35)式の値を図 4.3 に示す。図の横軸は振動数であり 4Hz 以下

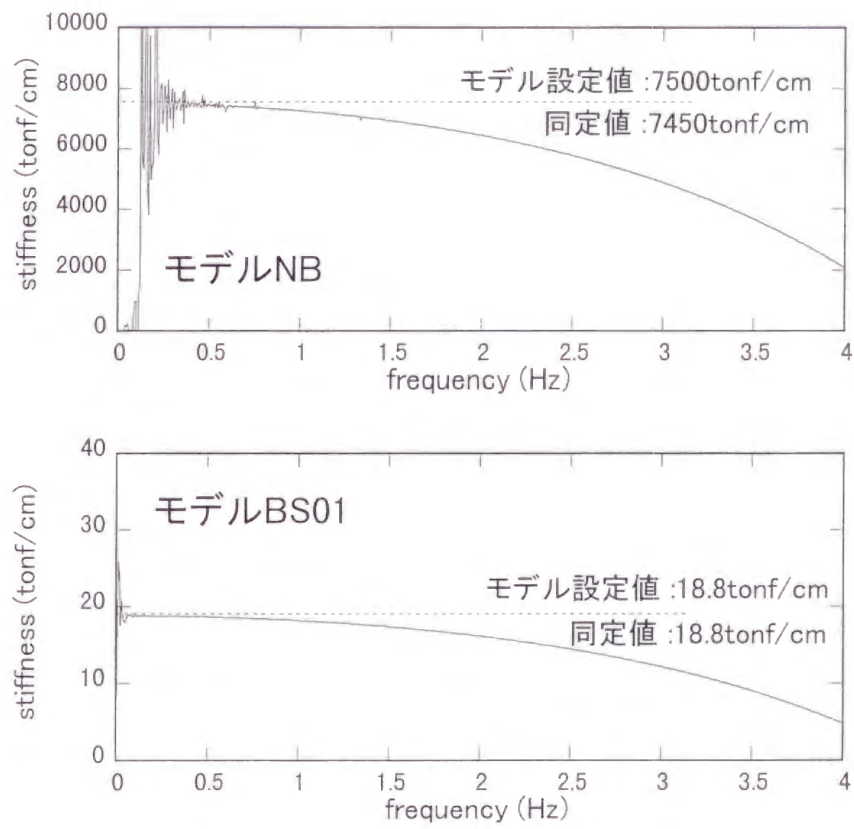


図 4.3 層剛性の同定結果

の部分のみについて示してある。図中には、各モデルにおける層剛性設定値を点線で併記して示してある。いずれのモデルとも、図に示される(4.35)式の値は振動数がゼロに近づくにつれて一定値に収束する傾向を示しており、その極限值はモデルで設定された層剛性値にほぼ一致している。

振動数ゼロの近傍で結果にばらつきが見られるのは数値計算上の誤差に起因するものである。図から極限值を求めるため、一般構造モデルでは 0.5～1.5Hz の部分を、また免震構造モデルでは 0.2～0.4Hz の部分をそれぞれ対象として(4.35)式の結果を 2 次関数で最小二乗近似し、その y 切片 (x=0 の値) を求めた。図中にその結果を「同定値」として示すが、いずれのモデルにおいても同定値はモデルの設定値と比べて 1 % 以下の誤差に収まっていることがわかる。すなわち、本同定手法により層剛性が正しく同定されることが示された。

このように、振動数ゼロ近傍のばらつきにも関わらず、充分低い振動数領域の結果を用いて 2 次関数近似により極限值を求めることで同定値が得られることが示され、極限值として同定結果を得るという本手法上の特徴が実用的なものであることが示されたといえる。

4. 3. 3 履歴減衰定数の同定

ここでは、履歴減衰定数の同定について述べる。

減衰の同定が必要とされるような局面というのは、おもに免震ビルの免震層などのように、比較的大きな減衰値を有する構造を同定対象とすることが多いと考えられる。そこで、ここでは免震構造モデルを対象とし、異なる履歴減衰定数を有する 3 つのモデル (BS01, BS03, BS04) を想定した。なお、いずれのモデルも履歴減衰とともに粘性減衰を有するがその値は同一となっている。

(4.24)式に示される様に、履歴減衰定数 β の同定値は次式の $\omega \rightarrow 0$ における極限值として求められる。

$$\frac{\sum_{k=1}^N m_k}{2k_N} \times \text{imag} \left(\frac{(i\omega)^2 \ddot{U}_N(\omega)}{\ddot{Z}(\omega) - \ddot{U}_N(\omega)} \right) \tag{4.36}$$

各モデルの応答計算結果から求めた(4.36)式の値を、1Hz 以下の部分について図 4. 4 に示す。図中には、各モデルにおける履歴減衰定数設定値を点線で併記して示してある。なお、(4.36)式中の k_N は 4. 3. 2 節で得た同定値を用いている。いずれのモデルとも、図に示される(4.36)式の値は一定の勾配を持った直線となる傾向を示しており、その極限值はモデルで設定された履歴減衰定数にほぼ一致していることが示されている。

振動数ゼロのごく近傍における結果のばらつきは、層剛性同定時においてみられたと同様の振動数ゼロ近傍における誤差の影響である。図から極限值を求めるため 0.2~0.4Hz の部分をそれぞれ対象として(4.36)式の結果を1次関数で最小二乗近似し、その y 切片 (x=0 の値) を求めてみた。図中にその結果を「同定値」として示す。いずれのモデルにおいても同定値はモデルの設定値と比べてほぼ完全に一致していることがわかる。すなわち、本同定手法により履歴減衰定数が正しく同定されていることが示されている。

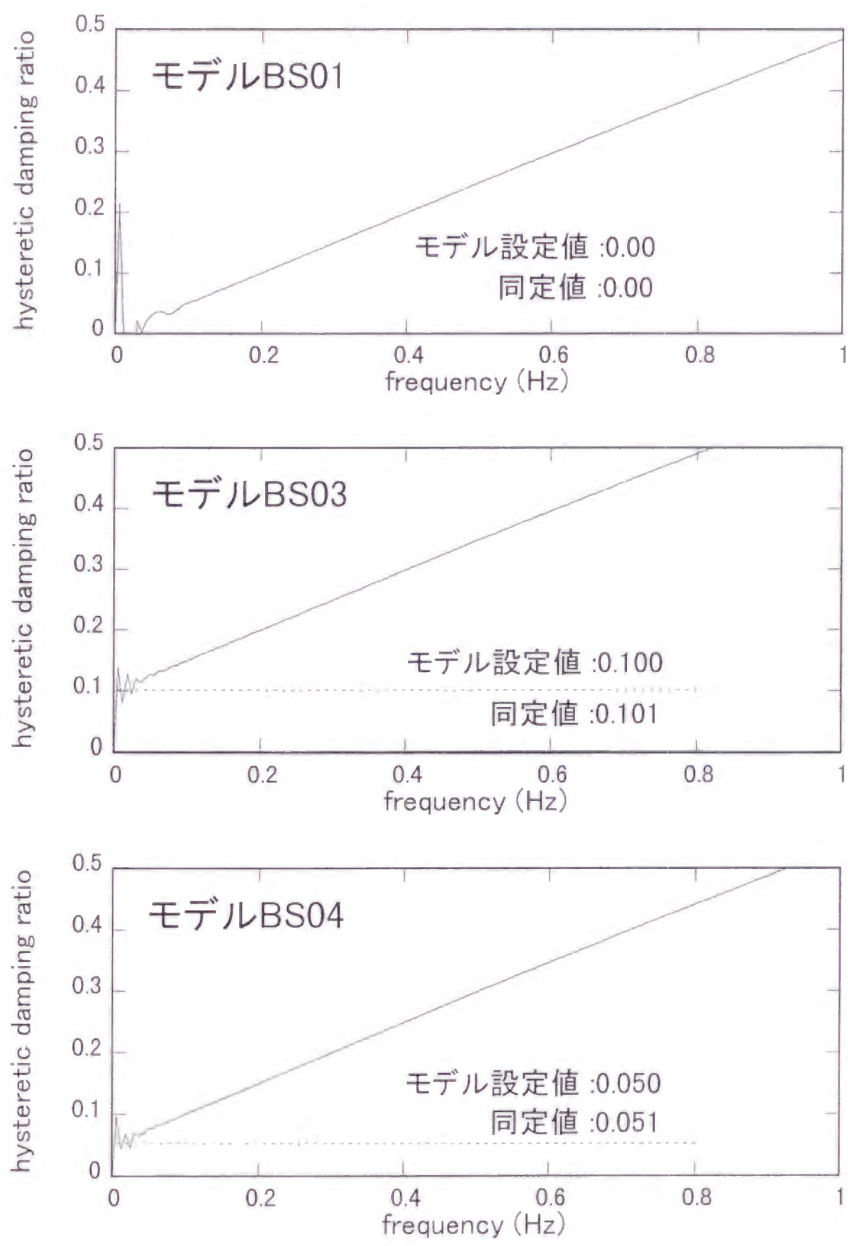


図 4.4 履歴減衰定数の同定結果

4.3.4 粘性減衰係数の同定

ここでは、粘性減衰係数の同定について述べる。

4.3.3 節と同様に、免震構造モデルを検討対象とした。異なる粘性減衰係数を有する2つのモデル (BS01,BS02) と、粘性減衰と履歴減衰を同時に有するモデル (BS03) を想定した。

(4.26), (4.28)式に示される様に、粘性減衰係数の同定値は次式の勾配の $\omega \rightarrow 0$ における極限值として求められる。

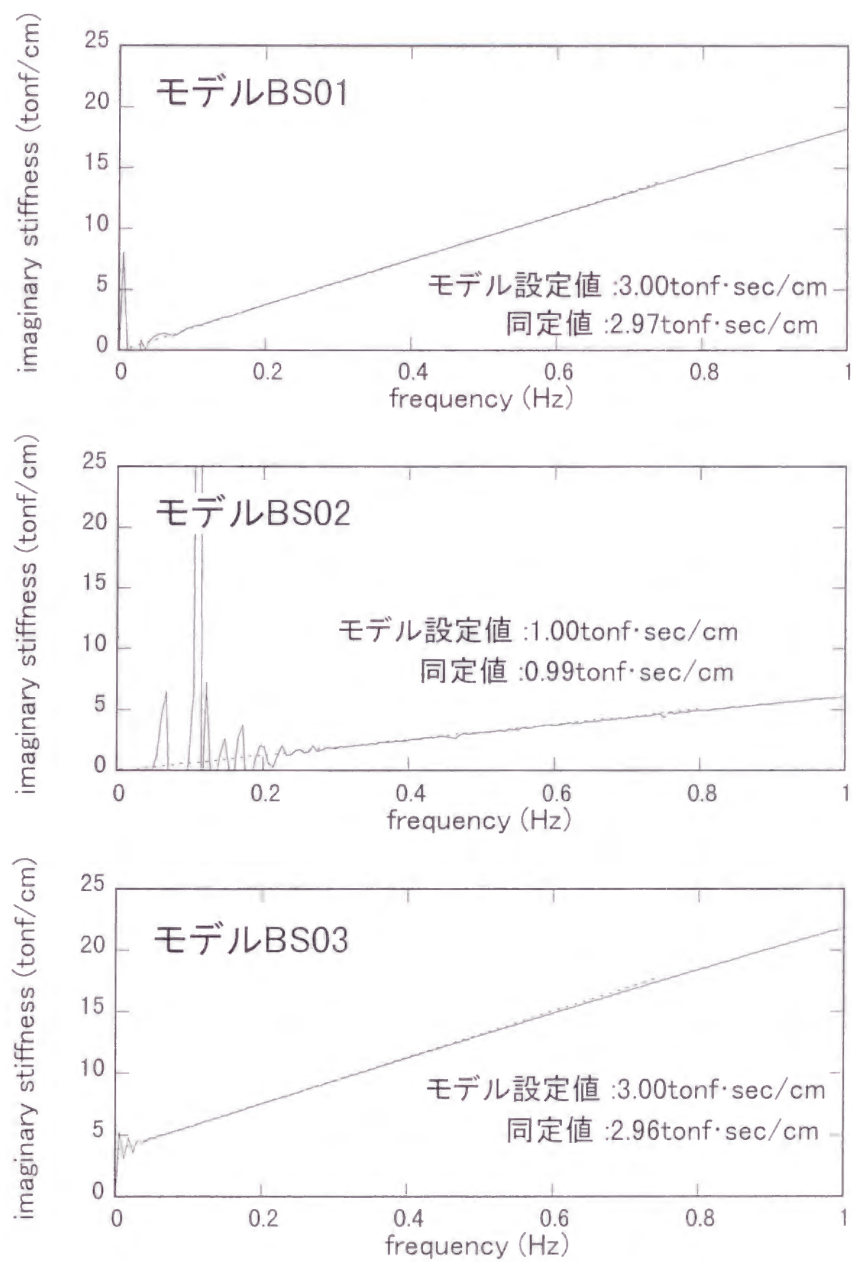


図 4.5 粘性減衰係数の同定結果

$$\left(\sum_{k=1}^N m_k\right) \times \text{imag} \left(\frac{(i\omega)^2 \ddot{U}_N(\omega)}{\ddot{Z}(\omega) - \ddot{U}_N(\omega)} \right) \quad (4.37)$$

各モデルの応答計算結果から求めた(4.37)式の値を、1Hz 以下の部分について図 4.5 に示す。図中には、各モデルにおける粘性減衰係数設定値から求まる勾配を点線で併記して示してある。なお、(4.36)式と(4.37)式は定数倍の関係にあり、同じモデルの図 4.4 と図 4.5 は、縦軸が異なるだけで同じ形状をしていることに注意されたい。

いずれのモデルとも、図に示される(4.37)式の値は一定の勾配を持った直線となる傾向を示しており、その勾配はモデルで設定された粘性減衰係数から求まる勾配にほぼ一致していることが示されている。

図から勾配の極限値を求めるため 0.2～0.4Hz の部分をそれぞれ対象として(4.37)式の結果を 1 次数で最小二乗近似しその勾配を求めてみた。図中にその結果を「同定値」として示す。いずれのモデルにおいても同定値はモデルの設定値と比べて 1 % 程度以下の誤差に収まっていることがわかる。すなわち、本同定手法により粘性減衰係数が正しく同定されていることが示されている。

注目すべき点は、モデル BS01 とモデル BS03 の比較で示される様に、履歴減衰の存在によっても粘性減衰の同定結果はほとんど影響を受けておらず、しかも 4.3.3 節に示したように、履歴減衰自体も十分な精度の同定結果が得られていることである。

これらの結果は、履歴減衰と粘性減衰を同時に有するような同定対象に対しても両種類の減衰を分離して同定することが可能であることを示しており、従来の同定手法では見られなかった、履歴減衰と粘性減衰の分離同定を可能にするという際立った特長を本手法が有していることを示すものである。

さらに、層剛性も含めて 3 つのパラメータが、振動数ゼロの極限値という統一した形で得られることも本同定手法の特徴であり、振動数ゼロ近傍の関数近似から十分な精度の同定結果が得られることが示されたことは、本同定手法の実用性を示すものであるといえる。

4.4 免震建物における観測結果に対する検討

4.4.1 免震建物における地震観測

ここでは、4.2 節で示した同定手法を、ある免震建物における地震観測結果に対して適用した結果について述べる。

地震観測を行っている建物[中村他 1997]は、京都大学構内に位置する免震建物で、図 4.6 に示すように、地上3階地下1階のRC構造で、地下1階と耐圧版の間に免震層を有している。免震装置は天然ゴム系の積層ゴム17台と粘性ダンパー14台からなる。粘性ダンパーはボタン系粘性体を用いた耐震対策用のものとシリコン系粘性体を用いた微小振動を対象としたものとを直列にした構造となっている。

この建物では、1997年3月の竣工直後から地震観測を行っている。地震計の概略位置は図 4.6 中に示す通りであり、合計27チャンネルについて観測が行われている。

現在までに中小の地震がいくつか観測されているが、それらのうち代表的な2つの地震による観測結果を対象として提案手法の検討を行った。2つの地震の諸元ならびに代表測点における最大加速度

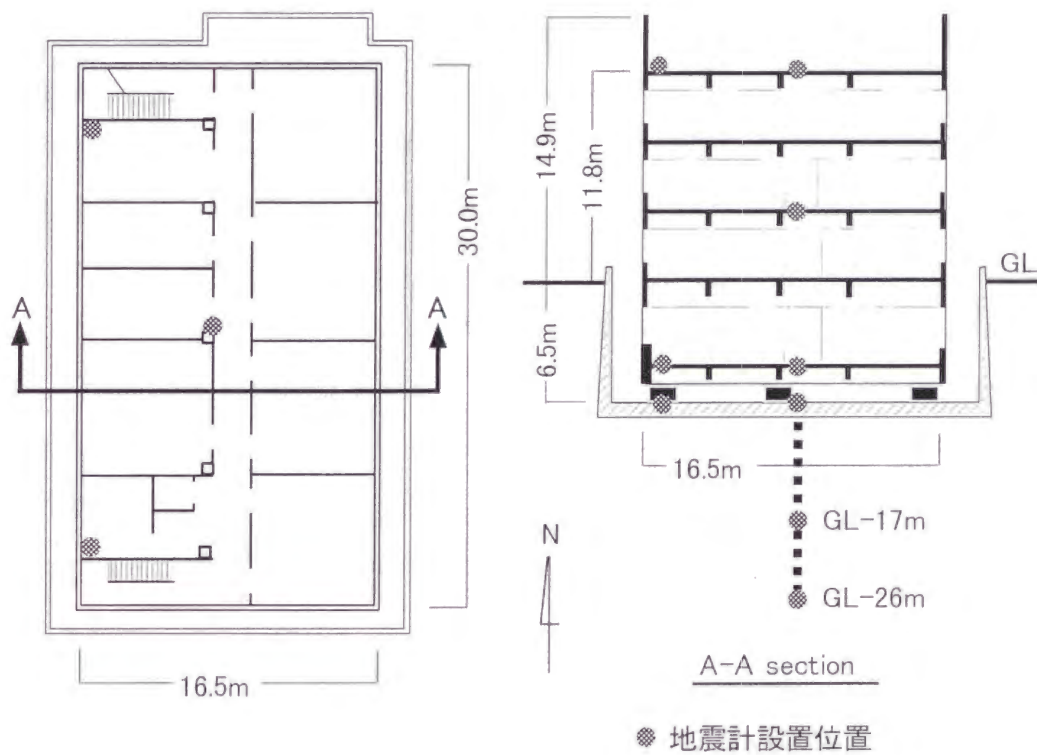


図 4.6 建物概要図ならびに地震計設置位置

表 4.2 代表的な観測地震の諸元

地震諸元	日時	1997. 3. 16	1999. 2. 12
	震源	愛知県東部	京都府南部
	震源深さ	39km	15km
	マグニチュード	5.8	4.0
	京都震度	2	3
観測最大加速度 (cm/sec ²)	耐圧版-NS	8.09	15.98
	耐圧版-EW	3.45	15.61
	B1F-NS	2.24	3.99
	B1F-EW	4.38	13.9

の値を表 4.2 にまとめて示す。

1997 年 3 月 16 日の地震は、京都での震度は 2 であったが、震央距離約 170km の愛知県東部を震源としており、比較的遠方で発生した地震である。もう一つの地震は、1999 年 2 月 12 日に京都府南部を震源として発生した地震であり、京都の震度は 3 であった。

図 4.7、4.8 にそれぞれの地震における NS 方向の観測加速度波形を示す。図はそれぞれ上図が耐圧版上の観測波形を、下図が免震層上の地下 1 階における観測波形を示したものである。1997 年 3 月の地震では免震層上部の観測波形で免震周期が卓越しているのが見られる。一方、1999 年 2 月の地震では、短周期が卓越した継続時間の短い地震波形を示しており、免震層上部でも免震周期があまり励起されていないことがわかる。

4.4.2 モーダルパラメータ同定手法による免震層パラメータの同定

まず、この章で提案する同定手法の検証に先立って、既往のモーダルパラメータ同定手法[中村他 1997]、[中村他 1998]により免震層の層パラメータの同定を行う。ここで得られた結果は、次節において、提案同定手法による検討結果と比較するものである。

ここで行うモーダルパラメータ同定手法の概要は以下のとおりである。

(1) 基線補正

原加速度記録はわずかではあるがオフセット (DC 成分) を含んでいる。この DC 成分を除去するため、記録の先頭 2 秒部分 (トリガのかかる前の微動部分) の平均値がゼロとなるように基線を補正する。

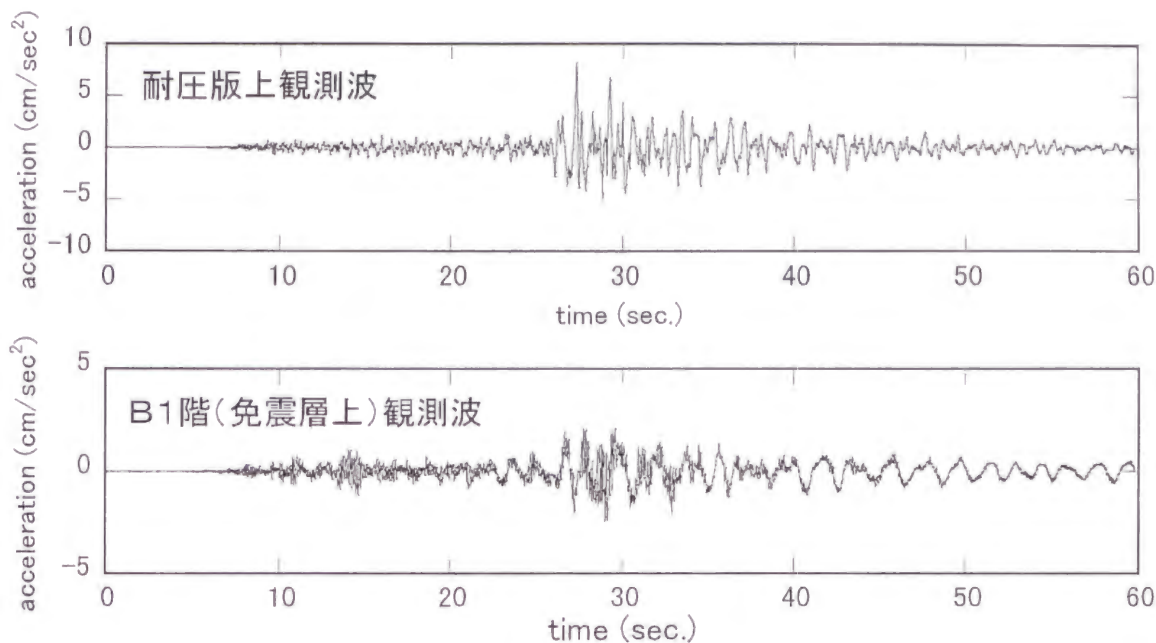


図 4.7 観測地震加速度波形 (1997. 3. 16 の地震)

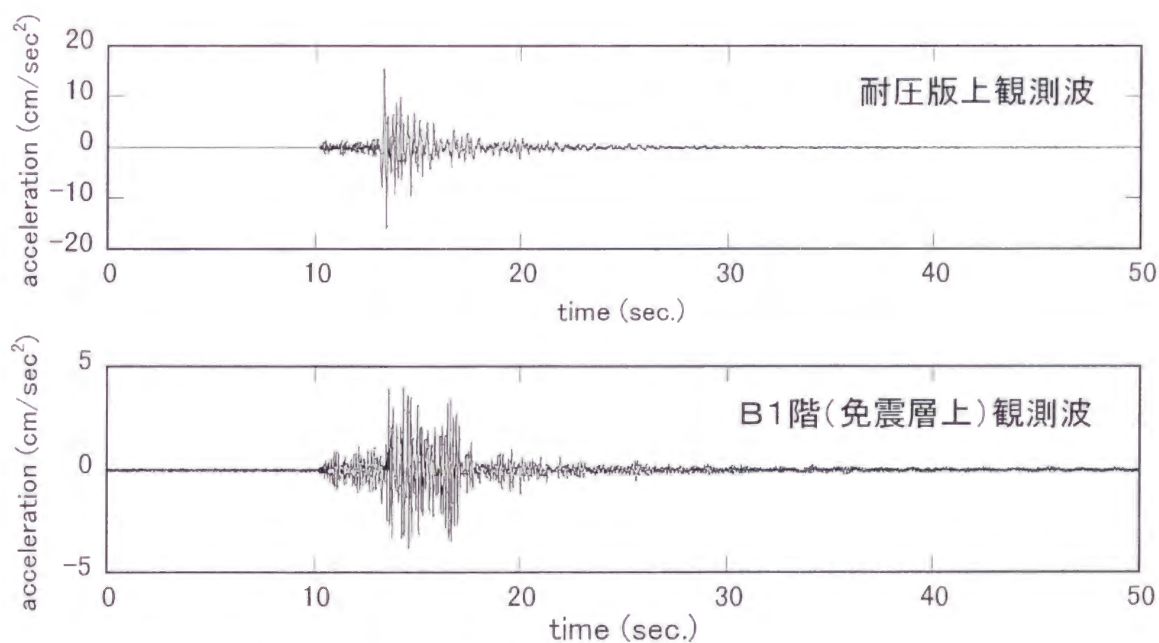


図 4.8 観測地震加速度波形 (1999. 2. 12 の地震)

(2) High Pass Filter 処理と積分

加速度記録を積分して速度、変位を求めるに先だって High Pass Filter 処理を行なう。

このフィルター処理は、地動の脈動からくる長々周期成分や計測誤差からくるドリフト等

を除去することを目的としている。これらの脈動やドリフトは加速度や速度ではほとんどめだたないが、変位では長周期成分が強調されるため、記録によっては波形上で顕著に表れてしまうものである。特に、長周期成分が少なく、かつ振幅が極めて小さい地震波で、この傾向が顕著となる。

なお、建物の1次周期周辺での位相になるべく影響を与えないように、フィルターは十分長周期側にカットオフを有し、かつなだらかな勾配を持ったものを採用している。(通過周期 = 10sec. 遮断周期 = 25sec.)

積分は、離散化された時刻歴記録上で以下の方法で行ない、速度、変位を求めている。

$$v(t) = dt \times \sum_{k=0}^{t-1} a(k) \quad (t=1,2,\dots) \quad v(0) = v_0 ; \text{速度初期値} (=0) \quad (4.38)$$

$$d(t) = dt \times \sum_{k=0}^{t-1} v(k) \quad (t=1,2,\dots) \quad d(0) = d_0 ; \text{変位初期値} (=0) \quad (4.39)$$

ただし、 dt はサンプリング周期、 $a(t)$, $v(t)$, $d(t)$ はそれぞれ、加速度、速度、変位をあらわす。

(3) 伝達関数

入出力のクロススペクトル $P_{xy}(f)$ を入力のパワースペクトル $P_{xx}(f)$ で除して伝達関数を求めた。すなわち、

$$T_{xy}(f) = \frac{P_{xy}(f)}{P_{xx}(f)} \quad (4.40)$$

それぞれのスペクトルは 20.48 秒ごとに計算したものをアンサンブル平均して求めている。アンサンブル平均に際しては、伝達関数の推定精度を上げるために、記録長の 98% 程度をオーバーラップさせながら平均を行なっている。

なお、伝達関数は、主に免震層の動特性を評価することが目的であることから、免震層下の耐圧版上測点に対する、免震層上の建屋各階における伝達関数を求めている。

(4) 固有振動数と減衰定数の推定

上記の観測伝達関数から対象とする周波数範囲を取り出し、その部分について周波数領域でフィッティングさせて ARX モデル [Ljung 1987] を求める。すなわち、

$$err = \sqrt{\sum_{f=fl}^{fh} |H_{obs}(f) - H_{est}(f)|^2} \quad (4.41)$$

(ただし、 $H_{obs}(f)$: 観測伝達関数、 $H_{est}(f)$: 推定した ARX モデルの伝達関数、 fl, fh

はフィッティング対象振動数範囲の下限と上限)

を最小とするような ARX モデル、

$$y(t) + \sum_{k=1}^n a(k)y(t-k) = \sum_{k=0}^m b(k)x(t-k) \quad (4.42)$$

(ただし、 $x(t)$, $y(t)$ は入力と出力、 $a(k)$, $b(k)$ はそれぞれ AR 係数、MA 係数、 n , m はそれぞれ AR 次数、MA 次数)

を求める。[Levi 1959], [MATLAB]

固有振動数 f_l と減衰定数 ξ_l は ARX モデルの AR 係数の極、すなわち AR 係数からなる多項式の根から以下の式で算定できる。(例えば[Safak 1989])

$$f_l = \frac{\log \frac{1}{|p_l|}}{2\pi\xi_l dt} \quad \xi_l = \frac{\log \frac{1}{|p_l|}}{\left[\arg^2(p_l) + \left\{ \log \frac{1}{|p_l|} \right\}^2 \right]^{1/2}} \quad (4.43)$$

(ただし、 p_l は $p^n + \sum_{k=1}^n a(k)p^{n-k} = 0$ の根、 dt はサンプリング時間間隔)

ARX モデルの次数決定は、ある範囲の次数についてそれぞれ ARX モデルを求め、モデルの伝達関数と観測伝達関数の周波数領域での二乗平均誤差がもっとも小さいモデルの次数を採用した。

(5) 免震層剛性、減衰係数の推定

免震建物の 1 次周期では免震層のみに変形が集中しており、上部構造はほぼ剛体としての挙動、すなわち 1 質点系としての挙動を示していることから、1 次固有周期と上部構造の重量を用いて免震層の剛性を推定することができる。

また、同定した 1 次周期と減衰定数を用いて $C=2h\omega m$ の関係から粘性減衰係数を求めることができる。(手法説明終了)

観測伝達関数 (4.40 式) と、この手法により同定されたモデルの伝達関数を比較した例を図 4.9 と図 4.10 に示す。図はそれぞれ、図 4.7 と図 4.8 に示した 2 つの地震における建物 NS 方向の免震層上下における観測結果から求めたものである。各図とも上の図が伝達関数の振幅(伝達比)を、下の図が伝達関数の位相を示し、実線は観測伝達関数を、点線は同定されたモデルの伝達関数を示す。同定は、観測伝達関数の 1 次モード付近を用いて、前述の(4)の方法によって 1 次モードを対象として求めたものである。

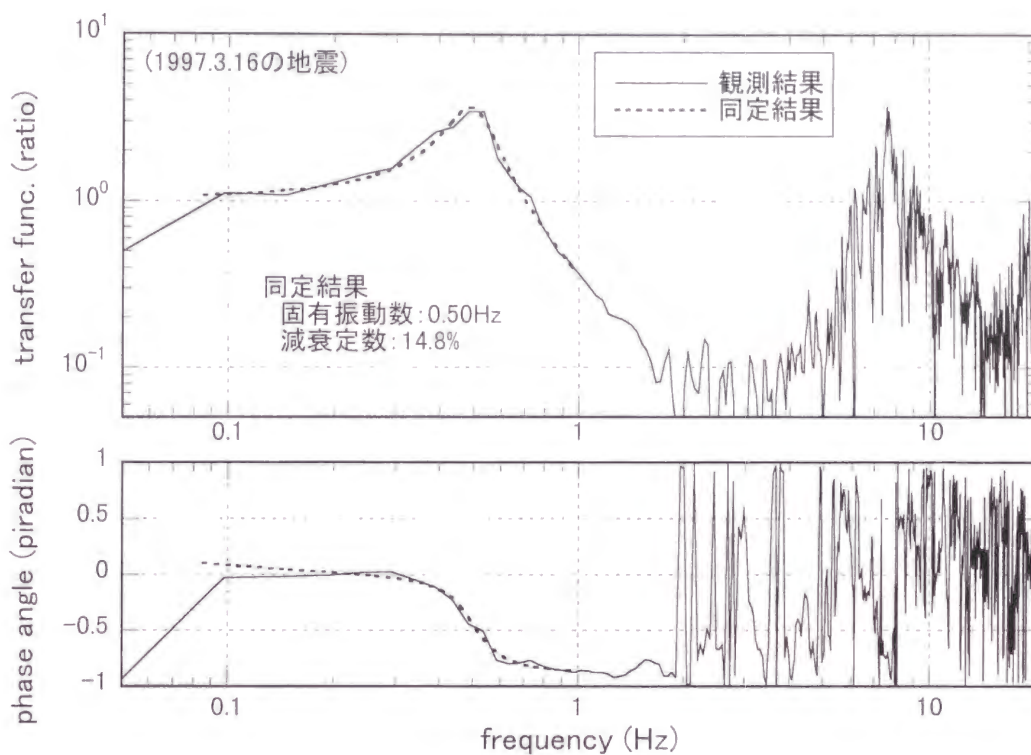


図 4.9 観測伝達関数と同定結果の比較 (1997. 3. 16 の地震)

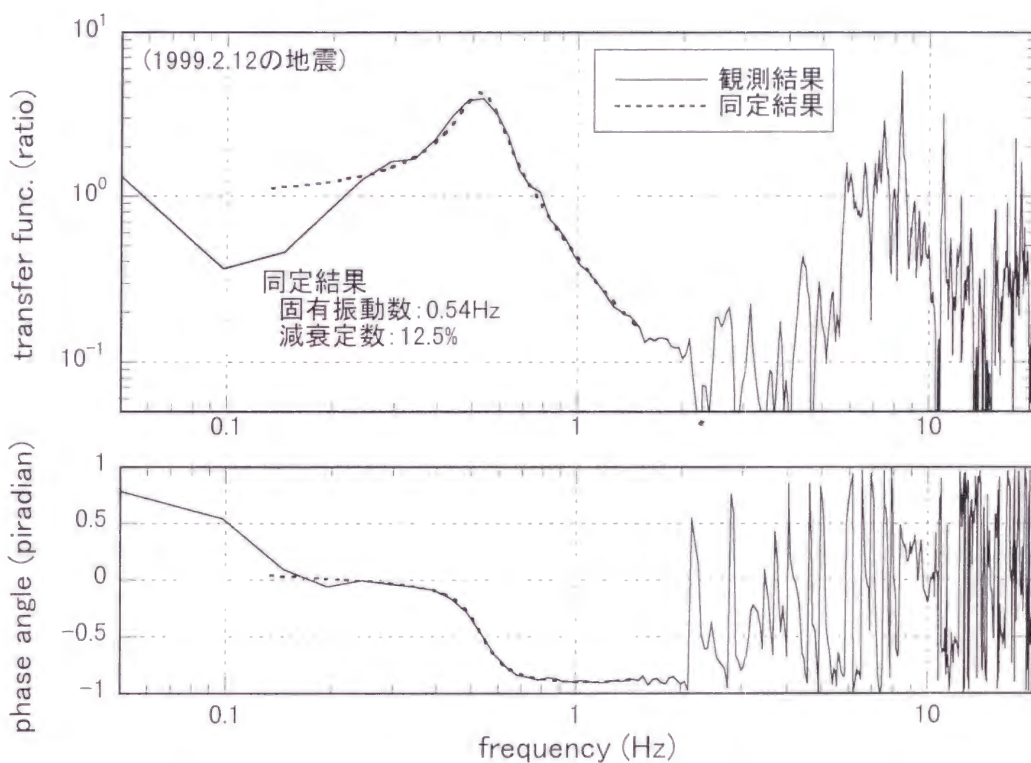


図 4.10 観測伝達関数と同定結果の比較 (1999. 2. 12 の地震)

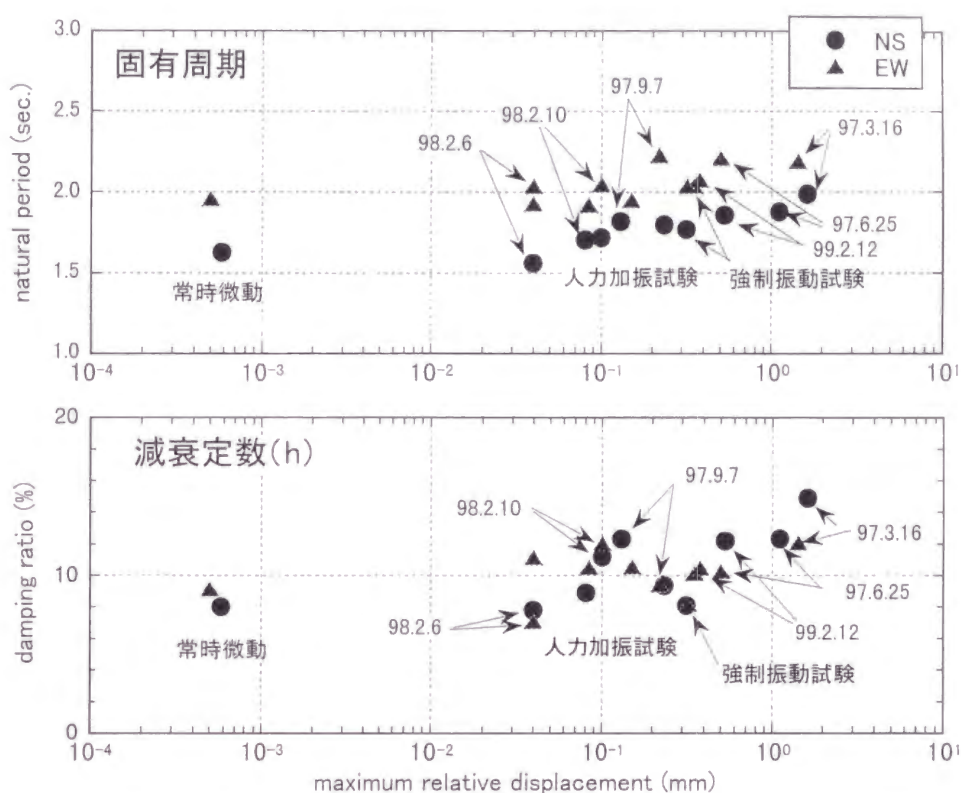


図 4.11 固有周期、減衰定数と最大変位振幅の関係

これらの図から、いずれの地震観測結果においても、振幅・位相とも同定結果は観測結果に良く一致していることがわかる。すなわち、同定された固有周期、減衰定数ならびに(5)の方法で得られた層剛性、層減衰係数の推定値は、免震層動特性の推定値として信頼できることができる。

複数の地震について同様の処理を行なって得られた 1 次固有周期と減衰定数を、免震層の最大振幅を横軸として作図したものを図 4.11 に示す。図中には、この建物の竣工時に実施された振動試験[中村他 1997]において得られた値も併せて示してある。

1 次周期についてみると、EW 方向ではややばらつきが見られるが NS 方向では振幅の増加に伴って固有周期が上昇する傾向が明らかに見られる。これは、積層ゴム剛性の微小変形域における非線形性に起因するものと思われる。免震設計周期 3 秒に対して、1mm 程度の振幅域で 1.9-2.2 秒程度と約 60-70%の値を示している。

減衰定数については、固有周期の同定結果よりばらつきが大きい、振幅が 1mm 程度以上で、やや値が大きくなるような傾向が見られる。ただし、この減衰定数の振幅依存性には固有周期の振幅依存性の影響が含まれていると考えられる。

次に、1 次固有周期から推定された免震層の剛性と粘性減衰係数を図 4.12 に示す。粘性減衰係数

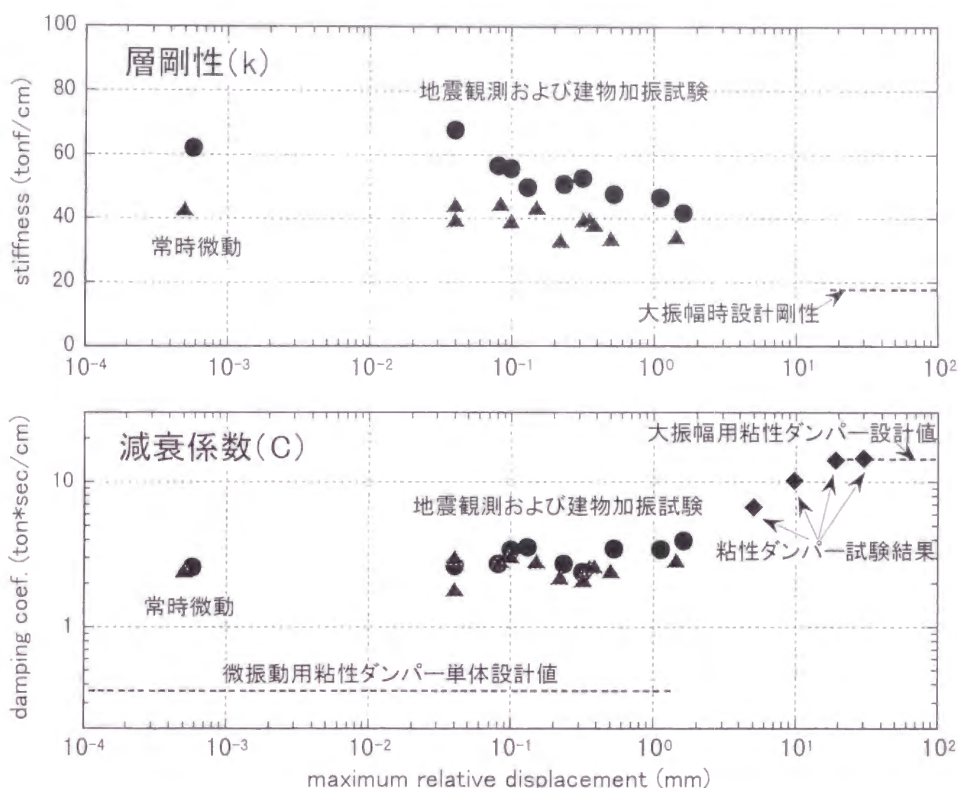


図 4.12 層剛性、粘性減衰係数と最大変位振幅の関係

の図には、別途実施されたダンパー単体の試験結果も併せて示す。

層剛性の推定結果は固有周期と同様に振幅依存している傾向が見られる。

粘性体を用いたダンパーの減衰係数は通常振幅依存性を示さないが、前述の通り、このダンパーは 2 種類のダンパーを直列配置したことから振幅依存性を有する。ダンパー単体の試験結果では 20mm より小振幅側で減衰係数が減少していくことが図から分かる。一方、地震観測から得られた減衰係数は、多少ばらつきが見られるが、観測振幅範囲内ではほとんど振幅依存性はないように見える。しかしながら、振幅 1mm 前後において観測から推定された粘性減衰係数値は、ダンパー単体試験結果を小振幅側に外挿した延長線上と一致することから、これまでの観測結果よりやや振幅の大きい付近から減衰の上昇が始まるものと予測できる。

この節で示したように、免震建物については、既往のモーダルパラメータ同定手法を用いて推定した 1 次周期から層パラメータを同定することが可能である。次節以降では、この結果と提案手法による同定結果との比較を行う。

4.4.3 提案手法による層剛性の同定

この節以降では、耐圧版と地下 1 階の間の免震層を同定対象とし、図 4.7、4.8 に示す免震層上下

の地震観測点における観測結果のみを用いて 4.2 節の同定手法を適用する。

まず、免震層剛性について検討を行った結果を示す。

図 4.13 に、2つの観測地震波について(4.35)式の値を求めた結果を 2Hz 以下の部分について示す。

数値シミュレーションにおける結果と比較すると、観測に伴うノイズの影響で結果のばらつきが大きいことがわかる。0.4Hz 以下の領域では値がゼロに向かって漸減しているが、これは観測データのこの振動数領域の成分が少ないことによるものであり、物理的な現象を反映したものではないと考えられる。

数値シミュレーションでは結果が安定している領域に対して 2 次関数近似を用いて切片、すなわち、本手法による層剛性同定値を求めたが、観測結果ではばらつきが大きいことから、結果が安定している領域 (0.4Hz～1.0Hz) の平均値をとって同定結果とすることとした。同定された剛性値を図中に示す。また、図中には、4.4.2 節で同定した層剛性を「既往の同定値」として示した。

図に示されるように、本手法による同定結果は既往の同定結果と比較して極めて良く一致している

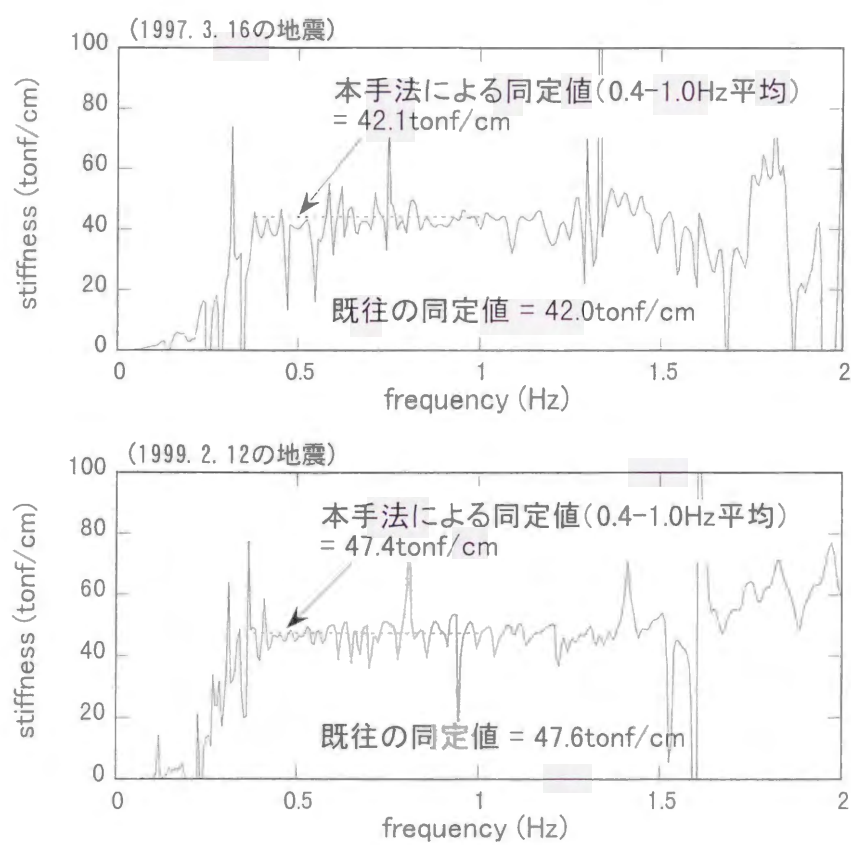


図 4.13 層剛性の同定結果

ことがわかる。すなわち、観測結果のようにノイズの影響を含むデータに対しても、適切な方法で振動数ゼロの極限値を推定すれば、本手法により十分な精度で層剛性の同定結果が得られることが示されたといえる。

なお、上記に示した既往の同定結果が、2つの地震に対して若干差がみられるのは、4.4.2 説に示した免震装置の振幅依存性によるものである。

4.4.4 減衰の同定

ここでは、免震層の減衰について検討した結果について示す。
免震装置は粘性ダンパーを減衰要素として有しているが、観測された地震応答が比較的小振幅域にとどまっているため、積層ゴムの微小振幅域内における減衰の影響も受けている可能性がある。そこで、提案手法により履歴減衰と粘性減衰の両方を推定してみることにした。

図 4.14 に2つの地震観測結果を用いて評価した(4.36)式の値を 2Hz 以下の部分について示す。観測に伴うノイズの影響で結果のばらつきが大きく、剛性同定の場合と比較しても結果が不安定であるこ

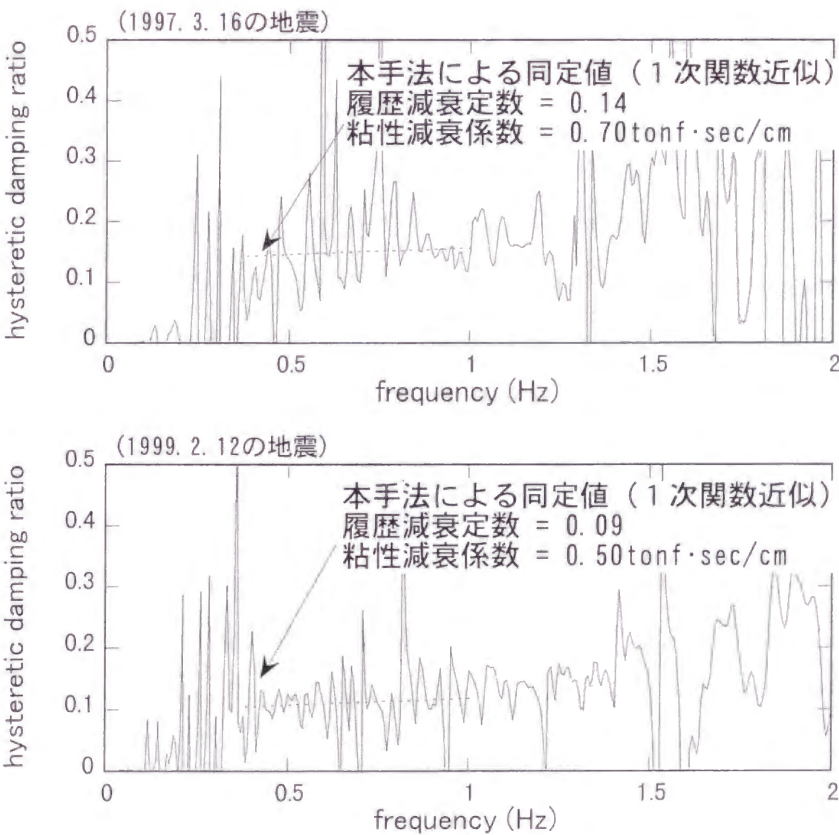


図 4.14 減衰の同定結果

とがわかる。

4.4.2 節と同じ振動数領域（0.4Hz～1.0Hz）を選び、1 次関数近似を行って得た y 切片（ $x=0$ の値）から履歴減衰定数 β を得た。また、(4.37) 式と同じ振動数領域に対して 1 次関数近似により得られた勾配から粘性減衰係数を得た。これらの値を図中に示す。なお、(4.36) 式の値と (4.37) 式の値は定数倍の差があるだけで形状が同じであるため、ここでは (4.37) 式に相当する図は省略する。

2 つの地震について値のばらつきはあるが、粘性減衰係数として $0.5 \sim 0.7 \text{ tonf} \cdot \text{sec/cm}$ 程度の値が、履歴減衰定数として $0.09 \sim 0.14$ 程度の値が得られている。この建物に採用されている粘性ダンパーは、大地震対応のものと微振動対応のものが直列に配置されており、これら 2 つの地震における応答振幅レベルでは微振動対応のダンパーのみが作動しているものと推定される。微振動対応ダンパーの粘性減衰係数の設計値は $0.36 \text{ tonf} \cdot \text{sec/cm}$ であり、ここで同定された値は設計値の $1.5 \sim 2$ 倍程度となっている。

一方、前述した ARX モデルによる検討では、まず ARX モデルからモード減衰定数を同定し、それらがすべて粘性減衰であると仮定した上で、同定した 1 次固有周期を用いて粘性減衰係数の値を推定している。このようにして ARX モデルから得られた減衰定数は 13% 程度、粘性減衰係数は約 $3 \text{ tonf} \cdot \text{sec/cm}$ 程度となっている。この粘性減衰係数を、本同定手法による同定値 $0.5 \sim 0.7 \text{ tonf} \cdot \text{sec/cm}$ と比較すると、かなり大きな値となっていることがわかる。

本同定手法による履歴減衰の値を裏付ける物理的証拠がないため、確証を持って述べることはできないが、本同定手法による粘性減衰同定結果が設計値に比較的近いことから、以下のような推論が成り立つ。すなわち、ARX モデルによる同定結果では、粘性ダンパーの持つ粘性減衰以外に、積層ゴムが微小振幅域において有する減衰を含んでいる可能性がある。一方、本同定手法では、粘性ダンパーの持つ減衰を粘性減衰として、積層ゴムの持つ減衰を履歴減衰として分離して同定することに成功している。何らかの方法で積層ゴムの履歴減衰値を推定しない限り、この推論の確実性についてこれ以上議論することはできないが、少なくとも、履歴減衰と粘性減衰を分離して同定できる可能性を示したことが、今までの同定手法には見られなかった、本同定手法固有の利点であるといえる。

4.4.5 既往の同定手法に対する提案同定手法の利点

前述の ARX モデルによる同定手法と比較した場合、ここで提案する手法は以下のような利点を有する。

- (1) ARX モデルによる剛性同定では、上部構造が一体として挙動しているという前提に立っているのに対して、本手法はそのような条件を必要とせず、同定対象とする層の上下層での観測結果のみがあればどのような構造であっても適用可能である。すなわち、ここで示し

た例は免震構造であるため、両者の推定結果は良く一致しているが、一般構造を対象とした場合、ARX 手法で特定層の層剛性を推定することはできない。

- (2) ARX モデルによる手法では、同定に際して、モデル次数の推定や伝達関数の採用範囲等を設定する際にさまざまな試行錯誤が必要であり、なおかつ計算そのものが面倒である。一方、本手法は FFT 等により容易に得られるフーリエ変換のみを用いており、計算そのものが簡便である上に、計算に際して試行錯誤を必要としない。

4.5 まとめ

観測点の限定された地震観測記録を用いてせん断型質点系構造物の層剛性と減衰を同時に同定する新しい方法を提案し、数値シミュレーションならびに実建物における地震観測記録への適用を通じて提案手法の妥当性の検討を行った。その結果、提案手法が十分な実用性を持った同定手法であることが示された。

ここで提案する同定手法は以下のような特徴を有する。

- (1) 同定対象層の上下層における観測結果のみから、対象層の物理パラメータを推定することができる。すなわち、対象層の物理パラメータを同定するに際して、既往の方法では必須であった全層同時観測結果を必要としない。
- (2) 同一の評価式から3つの物理パラメータ、層せん断剛性 k_N 、履歴減衰定数 β_N 、粘性減衰係数 c_N がそれぞれ独立に求まる。
- (3) 提案手法では、フーリエ変換のみにより対象層の物理パラメータを評価することが可能であり、FFT等により容易に同定結果を得ることができる。すなわち、複雑な繰り返し計算等を必要としないことから、実用性という観点から見た場合、有利な手法である。
- (4) 既往の研究では $\omega \rightarrow \infty$ の極限值として求められていた粘性減衰係数が、提案手法では、現実データに関してより取り扱いが容易な $\omega \rightarrow 0$ の極限值として求められる。
- (5) 既往の同定手法では必ずしも保証されていなかった同定結果の唯一性が、提案手法では保証されている。

本提案手法は、地震観測もしくは常時微動を対象として構造物の剛性や減衰を同定することを目的としているが、地盤のような連続体であっても適用が可能である[竹脇他 2000]。さらに、その基本原理は強制加振時の問題にも適用可能である。強制加振問題において地震計の設置箇所を種々変更することにより、最小限の数の地震計を用いてその他の層の剛性や減衰を同定する手法へと発展させることも考えられる。

4 章の参考文献

- 1) Agbabian,M.S., Masri,S.F. et al. (1991): System Identification Approach to Detection of Structural Changes, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.117, No.2, pp.370-390
- 2) Bae, Gi-Hwan and Yoshiyuki Suzuki (1999): Experimental Identification of Full-Scale Specimen Frame by using Earthquake Response Generator System, *Proc. of the Second World Conference on Structural Control*, pp.2289-2296.
- 3) Doebling,S.W., C.R.Farrar, M.B.Prime and D.W.Shevitz (1996) : Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems from Changes in Their Vibration Characteristics: A Literature Review, Los Alamos National Laboratory Report LA-13070-MS
- 4) Ghanem,R. and M.Shinozuka (1995): Structural-System Identification I: Theory, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.121, No.2, pp.255-264
- 5) Housner, G.W., et al. (1997):Structural Control: Past, Present, and Future, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.123, No.9
- 6) Levi, E.C., (1959): Complex-Curve Fitting, *IRE Trans. on Automatic Control*, vol.AC-4, pp.37-44
- 7) Ljung, Lennart (1987): System Identification, Theory for the User, Prentice Hall
- 8) Mita,A (1996): Distributed Health Monitoring System for a Tall Building, *2nd International Workshop on Structural Control Workshop Papers*, pp.333-340
- 9) Nashif,A.D., D.I.G.Jones and J.P.Henderson (1985): Vibration Damping, John Wiley & Sons
- 10) Safak, Erdal, (1989): Adaptive Modeling, Identification, and Control of Dynamic Structural Systems. I: Theory, *Journal of Engineering Mechanics*, vol.115, No.11, pp.2386-2405
- 11) Shinozuka,M. and R.Ghanem (1995): Structural-System Identification II: Experimental Verification, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.121, No.2, pp.265-273
- 12) Signal Processing TOOLBOX for Use with MATLAB, Math Works
- 13) Udawadia,F.E., D.K.Sharma and P.C.Shah (1978): Uniqueness of Damping and Stiffness Distributions in the Identification of Soil and Structural Systems, *J. of Applied Mechanics, ASME*, 45, 181-187
- 14) Yao, J.T.P. and Natke, H.G. (1994): Damage Detection and Reliability Evaluation of Existing Structures, *Structural Safety*, 15, pp.3-16
- 15) エスコパール・ホセ・アルベルト, 他 (1998) : センシティブィティー・マトリックスによる鉄筋コンクリート構造物の損傷解析, 日本建築学会構造系論文集, 第 508 号, pp.93-100
- 16) 来田義弘 (1998) : ウェーブレットによる非線形構造システムの同定, 日本建築学会構造系論文集,

第 504 号, pp.43-48

- 17) 斎藤知生 (1998) : モード解析型多入力多出力 A R X モデルを用いた高層建物のシステム同定, 日本建築学会構造系論文集, 第 508 号, pp.47-54
- 18) 柴田明德 (1981) : 最新 耐震構造解析, 森北出版
- 19) 曾根彰, 山本鎮男, 増田新 (1998) : 入出力のウェーブレット変換を用いた多自由度系のパラメトリックなシステム同定, 日本建築学会構造系論文集, 第 512 号, pp.61-66
- 20) 竹脇出, 中村充, 安井譲, 上谷宏二 (2000) : 1 次元せん断棒有限要素モデルと限定された観測地震動を用いたシステム同定, 構造工学論文集, Vol.46B, pp.453-461
- 21) 中村充, 安井譲, 金子正孝, 竹脇出, 梶井健, 上谷宏二 (1997) : 京都市内に位置する免震建物における地震観測, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.565-566
- 22) 中村充, 安井譲, 竹脇出, 上谷宏二 (1998) : 地震観測に基づく免震建物動特性の振幅依存性評価, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-2, pp.707-708
- 23) 中村充, 安井譲 (1999) : 微動測定に基づく地震被災鉄骨建物の層損傷評価, 日本建築学会構造系論文集, 第 517 号, pp.61-68
- 24) 中村充, 安井譲, 竹脇出, 上谷宏二 (1999) : 限定された地震観測に基づく建物層剛性同定手法に関する研究, 日本建築学会大会学術講演梗概集 B-1, pp.397-398
- 25) 中村充, 竹脇出, 安井譲, 上谷宏二 (2000) : 限定された地震観測記録を用いた建築物の剛性と減衰の同時同定, 日本建築学会構造系論文集, 第 528 号, pp.75-82
- 26) 濱本卓司, 近藤一平 (1992) : 既存構造物の全体損傷の同定に関して, 構造工学論文集, Vol. 38B, pp.177-188
- 27) 山本鎮男編著 (1999) : ヘルスモニタリングー機械・プラント・建築・土木構造物・医療の健全性監視ー, 共立出版

5章 まとめ

本研究は、主に建築構造物を対象として、その振動測定結果に基づきグローバルな損傷検出を行う手法に関する研究を目的としている。すなわち、ある程度の部位を絞り込んで損傷同定を行うこと、具体的には損傷程度の評価までを可能とする層単位での損傷検出手法の提案とその検証を中心に据えている。

具体的な手法の提案に先立って、2章では、1995年兵庫県南部地震において被災した2つの鉄骨造建物について、被害補修前後における常時微動測定を実施し、その結果から地震被害により建物動特性がどのように変化するかを明らかにした。

まず、固有振動数や減衰定数、モード形状といったモード特性がどのように変化するかを調べた結果、損傷が全体動特性に及ぼす影響について以下のようなことが明らかになった。

- (1) 柱梁接合部に亀裂損傷を生じたラーメン構造鉄骨造においては、1次固有振動数で約7%程度の減少が見られる。
- (2) ブレース破断を伴うような損傷を生じた鉄骨造においては、1次固有振動数で約19%程度の減少が見られる。
- (3) いずれの構造物においても1次固有モード減衰定数の変化は小さい。
- (4) モード形状については変化が見られる場合と見られない場合とがある。

さらに、全層同時に実施した常時微動測定結果をもとに各層ごとの層剛性の変化を評価した結果、以下のようなことが明らかになった。

- (5) 柱梁接合部に亀裂損傷を生じたラーメン構造鉄骨造においては、損傷の大きな層の層剛性は20~30%程度低下したと思われる。
- (6) ブレース破断を伴うような損傷を生じた鉄骨造においては、損傷の大きな層の層剛性は50%程度低下したと思われる。

2章で示した実測は、既往の研究で欠落していた、損傷と動特性の具体的な関係を明らかにすることを図ったものである。実被災構造物において全層同時計測に基づき層単位の剛性変化を同定した研究例は今まで皆無であることから、これらの知見が本研究の独自性を示す一つの特徴となっている。すなわち、本研究で得られた知見は、損傷検出手法の開発を目的として数値シミュレーション等を行なう際の具体的な想定モデルの一例として極めて有用であると考えられる。

次に3章では、検出の簡便性と高精度化を特徴とした、新しい損傷検出手法を提案した。すなわち、2章に示されるような典型的な構造損傷を検出する事を目的として、ニューラルネットワークを応用した新たな手法を提案した。

この手法は、健全な状態の建物の微動応答に基づき、層単位で構成したニューラルネットワークに層間変位・層間速度と層復元力の入出力関係を学習させ、学習済みのネットワークにより層損傷の有無と程度を検出しようというものである。この手法は、構造物を事前にモデル化するための先見情報が必要としないという点で、既往の研究にはない特徴を有するものである。また、ニューラルネットワークの出力と現実の建物の応答との差のみを監視することで損傷の有無を検出できるという特徴を有しており、現実問題への適用に際しての簡便性を特徴とする手法となっている。

提案手法の有効性を実証するために、まず、数値シミュレーションを行い、手法が実用的な検出能力を有することを示した。すなわち、以下のような知見を得た。

- (1) 線形系に関する数値シミュレーションを通じて、提案手法（ニューラルネットワークを用いた構造物の損傷検出手法）の損傷検出感度がきわめて高いものであり、2%程度の剛性低下といった微細な変化でも検出できる可能性を有していることが示された。
- (2) 無履歴非線形系に関する数値シミュレーションを通じて、提案手法は、線形系に関する場合と比較すると若干感度は落ちるものの、線形剛性の5%程度の変化を検出することは十分可能であり、系の変化に対して依然高い感度を示していることが示された。

さらに、このニューラルネットワークを用いた提案手法を、2章に示した地震被災鉄骨造建物における微動測定結果に適用し、提案手法により層損傷の存在が検出可能であることを示し、以下のよう
な知見を得た。

- (3) ニューラルネットワークを用いた提案手法を、実際の地震被災鉄骨造建物における常時微動計測結果に適用した結果、提案手法が損傷の程度を定量的に評価検出する手法として有効であることが示された。
- (4) 同一のネットワーク構造および学習方法を用いて、線形系、非線形系数値シミュレーション、実被災構造物への適用いずれに対しても良好な結果を得ている。このことから、提案手法は、検出する対象に関する事前情報が全くなくとも適用可能であることが示された。
- (5) 提案手法は、出力誤差を観測し続けるだけで損傷を連続的にモニターし続けることができ
るという簡便性を有していることが示された。

一方、このニューラルネットワークを用いた提案手法を多質点系構造物に適用するにあたっては、実被災構造物への適用例でも示されたように、すべての層の同時計測が必要となる。このことは、現実問題に適用する際にコスト面で不利となる可能性を示している。続く4章では、この問題を解決する新たな方法を提案した。

4章では、より限定された条件での観測結果のみから層剛性ならびに減衰定数を同定する方法を提

案している。すなわち、ここで提案する手法では、2章・3章で展開した手法では必須であった全層の同時測定を必要とせず、当該層の上下階における観測結果のみから、層剛性のみならず粘性減衰・履歴減衰を定量的に同時同定することが可能である。この特徴により、提案手法は、現実の問題すなわち損傷検出等に適用される際にコスト面で極めて有効な手段となり得る。

まず、提案する限定された観測情報から層剛性ならびに減衰を同定する手法の検討を、数値シミュレーションを通じておこない、手法の妥当性について示した。さらに、提案手法を実建物における地震観測結果に適用し、提案手法の現実問題に対する適用可能性を示した。これらの検討を通じて、ここで提案する同定手法が以下のような特徴を有することが明らかになった。

- (1) 同定対象層の上下層における観測結果のみから、対象層の物理パラメータを推定することができる。すなわち、対象層の物理パラメータを同定するに際して、既往の方法では必須であった全層同時観測結果を必要としない。
- (2) 同一の評価式から3つの物理パラメータ、層せん断剛性 k_N 、履歴減衰定数 β_N 、粘性減衰係数 c_N がそれぞれ独立に求まる。
- (3) 提案手法では、フーリエ変換のみにより対象層の物理パラメータを評価することが可能であり、FFT等により容易に同定結果を得ることができる。すなわち、複雑な繰り返し計算等を必要としないことから、実用性という観点から見た場合、有利な手法である。
- (4) 既往の研究では $\omega \rightarrow \infty$ の極限值として求められていた粘性減衰係数が、提案手法では、現実データに関してより取り扱いが容易な $\omega \rightarrow 0$ の極限值として求められる。
- (5) 既往の同定手法では必ずしも保証されていなかった同定結果の唯一性が、提案手法では保証されている。

従来、現実的具体性がないまま行われてきたこの分野の研究は、序章で述べたような背景を受けて、より具体性、現実性を求めて明確に方向づけられるべき時期にさしかかっている。本研究では、既往の同分野の研究現状とそこに見られる新たな研究の必要性を鑑み、より具体性、現実性を意識した上でその全体的な方向付けを行った。ここで得られた結論は、損傷検出を主体とするヘルスマonitoring分野に決定的な解を与えるものでは決してないが、従来の研究の枠から一步踏み出して、新たな方向と一つの解の可能性を示したという点がもっとも大きな成果であると考えられる。